

[illegible]

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
„КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”

ФАКУЛЬТЕТ ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА ПРОМИСЛОВОЇ ЕЛЕКТРОНІКИ

До захисту допущено

Завідувач кафедри

Ю.С. Ямненко

(підпис)

(ініціали, прізвище)

„\_\_\_\_\_” \_\_\_\_\_ 2019р.

**Дипломний проект**  
**на здобуття ступеня бакалавра**

з напрямку підготовки \_\_\_\_\_ 6.050802 Електронні пристрої та системи  
(код та назва напрямку підготовки або спеціальності)

на тему: Прогнозування електроспоживання на базі нейромереж

Виконав: студент 4 курсу, групи ДС-51

Пікож Андрій Володимирович

(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Керівник зав.кафедрою, проф., д.т.н. Ямненко Ю.С.

(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

(підпис)

Консультанти: Технічний розділ

(назва розділу)

(вчені ступінь та звання, прізвище, ініціали)

(підпис)

Рецензент \_\_\_\_\_

(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

(підпис)

Засвідчую, що у цьому дипломному проекті  
немає запозичень з праць інших авторів без  
відповідних посилань

Студент \_\_\_\_\_

(підпис)

Київ – 2019 року

**Національний технічний університет України  
“Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського”**

Факультет електроніки  
(повна назва)

Кафедра промислової електроніки  
(повна назва)

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Напрямок підготовки 6.050802 Електронні пристрої та системи  
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_  
(підпис)                      Ю.С. Ямненко  
(прізвище ініціали)

«\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2019 року

**З А В Д А Н Н Я  
НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ СТУДЕНТУ  
Пікожу Андрію Володимировичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)**

1. Тема проекту: Прогнозування електроспоживання на базі нейромереж

Керівник проекту Ямненко Юлія Сергіївна, проф., д.т.н.  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від « 23 » березня 2019 року № 1008-с

2. Строк подання студентом проекту \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до проекту:

1) Локальний об'єкт MicroGrid з альтернативними джерелами;

2) Характеристики електроспоживання MicroGrid за добу;

3) Метод прогнозування на базі нейронної мережі;

4) Структура нейромережі NARX;

5) База даних для сезонів;

6) Оцінка точності: середньоквадратичне відхилення та коефіцієнт кореляції.

4. Зміст (дипломної роботи) пояснювальної записки (перелік завдань, які потрібно розробити): дослідження системи керування генераторами та навантаженнями у MicroGrid; аналіз існуючих моделей прогнозування; вибір та обґрунтування структури нейромережевої моделі прогнозування; формування навчальної вибірки характеристик електроспоживання; моделювання роботи нейронної мережі.

5. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо) теоретичні креслення, слайди презентації

6. Консультанти розділів проекту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Технічний			

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ 22.05.2019р.

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проекту	Строки виконання етапів проекту	Примітка
1	Дослідження керування електроспоживанням MicroGrid	19.05 – 24.05	
2	Огляд існуючих моделей прогнозування	25.05 – 28.05	
3	Дослідження нейронних мереж	29.05 – 01.06	
4	Формування навчальної вибірки	02.06 – 08.06	
5	Моделювання роботи нейронної мережі	09.06 – 11.06	
6	Підготовка до захисту ДП	12.06 – 17.06	
7	Захист ДП	18.06 - 20.06	

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

Керівник проекту

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(ініціали, прізвище)

## **АНОТАЦІЇ**

В бакалаврській роботі розглянуто роль блоку прогнозування електроспоживання у електротехнічній системі розподіленої генерації MicroGrid за критерієм мінімізації вартісних витрат. Стаття з теми: «Керування електроспоживанням MicroGrid за вартісним критерієм» опублікована в науковому журналі «Електронна та акустична інженерія». Розглядалися питання розробки нейронної мережі для прогнозування електроспоживання об'єктів. В якості програмного забезпечення використовувалась програма MATLAB, яка дозволяє за допомогою спеціального пакету Neural Network Toolbox, створити та навчити нейронну мережу. Використання об'єднаної моделі прогнозування і керування електроспоживанням актуальне як для промислових підприємств, так і для приватних осель.

## **ANNOTATION**

In the bachelor work the role of the block of forecasting of electric power consumption in the electrical system of distributed generation of MicroGrid is considered on the criterion of minimization of cost expenditures. An article on the topic: "MicroGrid consumption management by cost criterion" was published in the scientific journal "Electronic and acoustic engineering". The issues of developing a neural network for predicting the electrical consumption of objects were considered. The software used was MATLAB, which allows the Neural Network Toolbox to create and teach a neural network using the Neural Network Toolbox. The use of the combined forecasting and power management model is relevant both for industrial enterprises and for private housing.

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	4
<b>1. КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯМ MICROGRID</b> .....	6
<b>2. ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ</b> .....	16
<b>3. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ</b> .....	23
3.1. Структура і принцип роботи нейронної мережі.....	23
3.2. Функції активації.....	26
3.3. Застосування нейронних мереж.....	28
3.4. Навчання нейронної мережі.....	31
3.4.1. Навчання з вчителем.....	32
3.4.2. Навчання без вчителя.....	33
<b>4. НАВЧАЛЬНА ВИБІРКА ДЛЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ</b> .....	35
<b>5. РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ</b> .....	39
5.1. Програмне моделювання нейромережі.....	40
5.2. Аналіз отриманих даних.....	47
<b>ВИСНОВКИ</b> .....	50
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ</b> .....	52
<b>ABSTRACT</b> .....	57

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		3

## ВСТУП

Сучасні питання розробки нових ефективних підходів до керування процесами генерації та споживання електричної енергії в електротехнічних комплексах та системах вирішуються на різних рівнях: від підприємств, які генерують електричну енергію, до місцевих систем електроживлення [1,34,35,36,37]. На теперішній момент відбувається активне впровадження абсолютно нових технологій та модернізованих електронних засобів задля створення систем автоматизації «розумних будинків», автономних об'єктів, тощо.

Згідно з даними про аналіз розподілу електроенергії за галузями народного господарства можна відмітити, що близько третини всієї енергії споживається в побутових цілях: в приватних оселях, невеликих господарствах і виробничих цехах. Тому питання організації раціонального використання електроенергії потребує великої уваги [2,38,39,40,41,42].

Існуючі теорії керування електротехнічними об'єктами [3,4,5] мали своє застосування у великих енергетичних системах, тобто у великих масштабах. Між тим сучасний розвиток енергетики та електротехніки показує нагальність дослідження енергоефективності локальних об'єктів, які є відносно невеликими електротехнічними комплексами, які мають в своєму складі певну кількість джерел та навантажень і виконують одну задачу – забезпечення технологічного процесу або життєдіяльності людей. Тому розробка алгоритмів скорочення витрат та ресурсів, збільшення ефективності використання енергії в локальних об'єктах є окремою актуальною задачею ефективного використання електроенергії.

На сьогоднішній день у зв'язку з обмеженістю ресурсів і постійним підвищенням цін на електроенергію з'явилась необхідність у прогнозуванні витрат на електроенергію. Для вирішення задач прогнозування електроспоживання в електроенергетиці широко застосовуються різноманітні

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

програмні апарати, комплекси, які базуються на статистичних та нейромережових методах прогнозування часових рядів. Існує величезна кількість програмних комплексів, які дозволяють складати прогнозні моделі на базі штучних нейронних мереж [43].

Прогнозована характеристика розроблена нейронною мережею необхідна для рівномірного розподілу електроспоживання та своєчасного підключення додаткових джерел генерації енергії для потреб промисловості та побутового використання. Це дозволяє при проектуванні фабрик і заводів, будівель житлового призначення економити на будівельних матеріалах енергомережі, тим самим вирішуючи проблему енергоефективності, що дозволяє економити сировину для виготовлення мереж електропостачання. При використанні альтернативної енергетики зекономити на паливно мастильних матеріалах для атомних-, гідро-, теплових- електростанціях.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



## 1. КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯМ MICROGRID

Сучасний розвиток електротехніки та енергетики зумовлює потребу вирішення задачі енергоефективності, актуальність якої зберігається як для великих промислових підприємств, так і побутових об'єктів [1]. Разом з розглядом переваг розподіленої генерації та збільшення частки складних електротехнічних комплексів побутового призначення все більш важливою стає задача узгодженого керування електроспоживанням об'єктів MicroGrid [7].

Впродовж останніх років питання керування електроспоживанням набуло особливої актуальності. На сьогоднішній день опубліковано велику кількість наукових статей з цієї тематики, проводяться спеціалізовані науково-технічні конференції, семінари, виставки [2].

Одним із сучасних підходів до розв'язання задачі керування електроспоживанням, є DSM (Demand-Side Management – керування за попитом), який передбачає реалізацію наступних чотирьох напрямів керування [2-6]:

- Load management – регулювання навантаження, яке включає в себе застосування «тарифного меню» та впровадження технічних засобів енергозбереження з метою зниження пікових навантажень;

- Energy efficiency – енергоефективність, тобто врахування екологічних факторів, здійснення адміністративних реформ, мотивуючі заходи та економічне заохочення споживачів, що використовують нетрадиційні та відновлюванні джерела енергії;

- Energy conservation – енергозбереження, тобто заходи, що впроваджуються на промислових підприємствах щодо скорочення годин роботи, регулювання електричної потужності, збільшення продуктивності виробництва;

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- Fuel substitution – заміна палива або використання інших видів палива, формування політики щодо заміни генеруючих об’єктів на більш ефективні та менш шкідливі з точки зору екології. При цьому розглядаються програми добровільної участі кінцевого споживача у керуванні електроспоживанням. Основними причинами використання в європейських країнах та США такої політики щодо керування енергетичними потоками стали енергетична криза, подорожчання енергетичних ресурсів, необхідність зменшення негативного впливу підприємств енергетичної галузі на довкілля. Важливою мотивацією залучення кінцевих споживачів електричної енергії стало усвідомлення необхідності проведення такої політики, висока ступінь підготовленості до можливих варіантів розвитку подій та можливість отримання економічного ефекту від впровадження методів DSM.

У рамках розглядання електротехнічної системи генерації та споживання MicroGrid найбільш перспективним напрямом є Load Management. Задачею загальної системи керування MicroGrid є постійна оцінка і розподіл пріоритетів навантажень для забезпечення узгодженого керування режимами роботи та балансу енергетичних потоків. Для сучасних MicroGrid з високим ступенем насиченості різноманітним електротехнічним обладнанням важливим є забезпечення швидкодіючої обробки даних та вироблення керуючих впливів, а також реалізація керування з урахуванням вартісних факторів [7].

Існуючі підходи до створення систем керування електроспоживанням забезпечують ефективність роботи окремих пристроїв і систем, проте не в змозі забезпечити узгоджене комплексне керування за єдиним критерієм - мінімізацією ресурсів чи вартісних витрат користувача. Необхідною умовою реалізації узгодженого керування є наявність інформаційних зв’язків між всіма елементами загальної системи MicroGrid.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Тому розробка алгоритмів ефективного використання електроенергії в локальних об'єктах типу MicroGrid із забезпеченням зменшення витрат і ресурсів є актуальною задачею [1].

Під час розробки системи керування електроживленням розглядаються централізований, децентралізований або змішаний способи керування [8,9]. В будь-якому способі важливим є визначення критерію ефективності, який був би спільним для різних задач керування і дозволяв проводити комплексну оцінку стану системи електроспоживання MicroGrid. Достатньо універсальним в якості такого критерію є інтегральний вартісний параметр, який дає змогу оцінити витрати, необхідні для вироблення та споживання електричної енергії, а в подальшому – мінімізувати ці витрати.

Результатом розв'язання задачі оптимізації, де в якості критерію використовується вартість, є оптимальна функція керування системою в цілому (при використанні теорії загальної рівноваги) [10]. Формування цієї функції здійснюється шляхом поєднання математичних рівнянь, які описують технічні аспекти функціонування електротехнічних пристроїв, із рівняннями економічної теорії (зокрема, теорії загальної рівноваги на спільному ринку, де в якості товару розглядається вироблена та спожита електрична енергія).

У загальному випадку MicroGrid містить різні типи навантажень та генераторів електричної енергії, які разом із акумуляторними батареями та перетворювальними пристроями різних типів утворюють спільний локальний «ринок» електричної енергії.

Якщо в якості критерію оптимального керування обрано інтегральний вартісний показник, то для кожного електротехнічного пристрою вирішується задача мінімізації витрат без зниження ефективності функціонування та порушення режимів роботи [10]. Інакше кажучи, керування має забезпечувати виконання належної корисної роботи виконавчих пристроїв у заданих межах, при цьому не повинна погіршуватись комфортність споживача.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

На рис.1.1 наведено модель загальної рівноваги, де продукцією виступає електрична енергія.

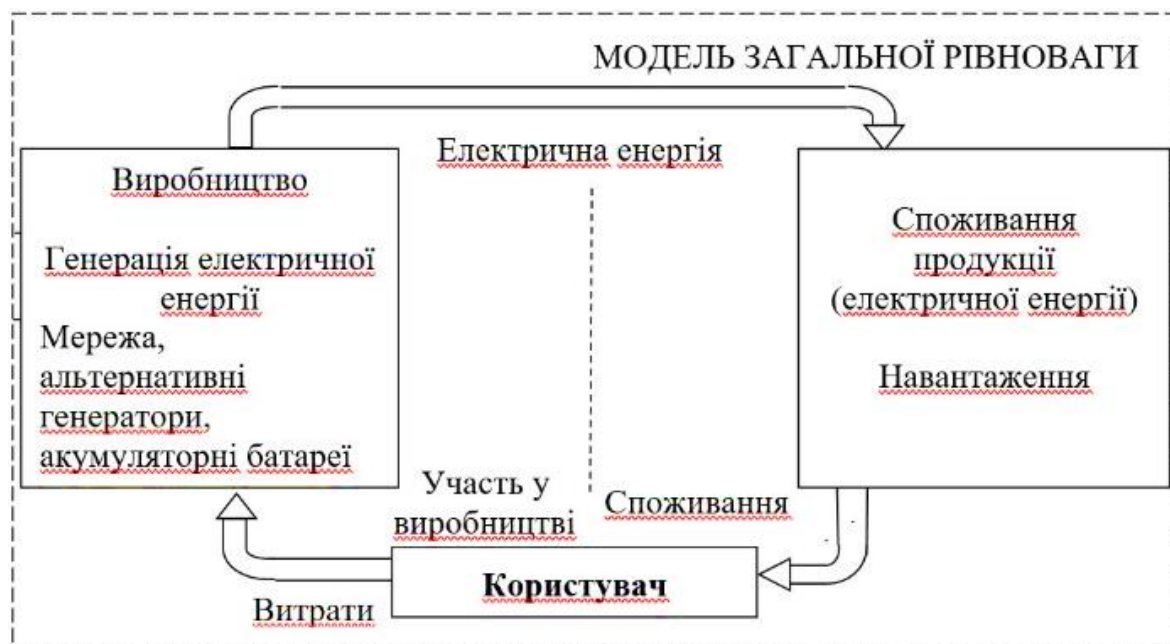


Рис.1.1 Модель загальної рівноваги виробництва та споживання електроенергії

Окремим випадком електротехнічного пристрою, що входить до складу MicroGrid, а його модель – відповідно до складу моделі загальної рівноваги на локальному ринку електричної енергії, є акумуляторна батарея (АБ). Зазначимо, що під час заряду АБ виступає як споживач електричної енергії, а під час розряду – як альтернативне джерело енергії, що має відобразитися у двох відповідних моделях, які є складовими моделі загальної рівноваги.

Під час заряду АБ, очевидно, не генерує енергію, отже, прибуток від її функціонування відсутній:  $\Delta\$ = 0$ .

В режимі заряду комбінована електро-вартісна модель АБ має вигляд:

$$\begin{cases} U_{AB}(t, \Delta\$) = U_0 e^{\frac{i_3 t_3}{Q}} \\ I_s(t) = -(U_3 i_3 t_3 c_1 + z \cdot c_2) \end{cases}, \quad (1.1)$$

де  $U_0$  - мінімальна напруга на розрядженій АБ;  $U_3$  - напруга заряду;  $i_3$  - струм заряду;  $t_3$  - час заряду;  $c_1$  - діючий тариф на електроенергію під час заряду;  $zc_2$  - вартісні витрати на інші ресурси (наприклад, обслуговування).

На рис.1.2 наведено графік часової залежності вартісних витрат при заряді акумуляторної батареї.

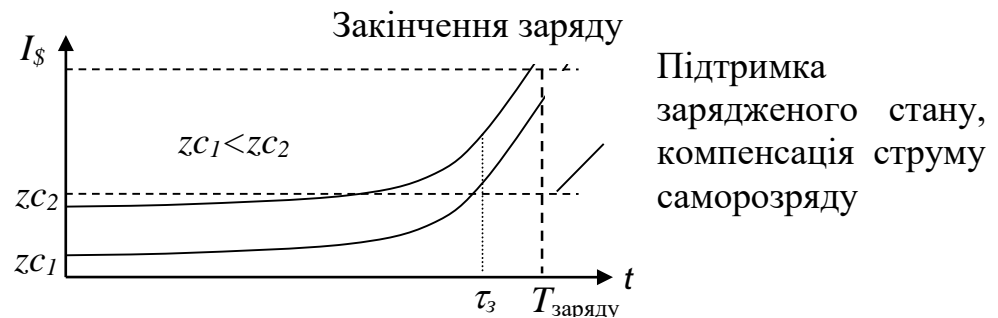


Рис.1.2 Часова залежність вартісних витрат при заряді акумуляторної батареї

В режимі розряду АБ являє собою джерело енергії, а отже, з економічної точки зору створює потенційний прибуток від реалізації «товару». При цьому електро-вартісна модель має вигляд:

$$\begin{cases} U_{AB}(t, \Delta\$) = U_{ном} \cdot \frac{i_p}{Q} \sqrt{\left(\frac{Q}{i_p}\right)^2 - t_p^2}, \\ \Pi_{ABp} = U_{AB}(t) \cdot i_p \cdot t_p \cdot c_{AB} - z \cdot c_2 \end{cases} \quad (1.2)$$

де  $U_{ном}$  - номінальна напруга АБ;  $i_p$  - струм розряду;  $t_p$  - час розряду.

Графік часової залежності вартісного прибутку при використанні АБ наведено на рис.1.3.

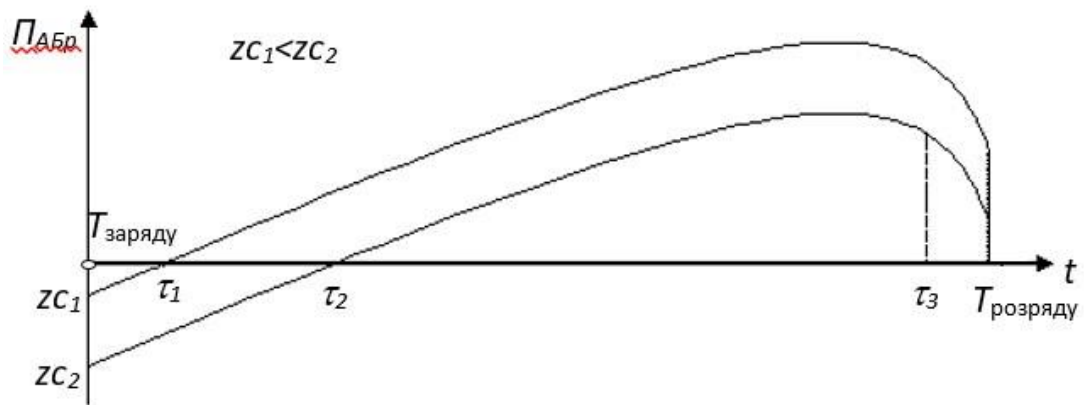


Рис.1.3 Графік часової залежності вартісного прибутку при розряді акумуляторної батареї

Рис. 1.3 свідчить про те, що вартісний прибуток можна отримати, коли час роботи АБ перевищує деяке мінімальне значення  $\tau$ , що залежить від витрат на обслуговування  $zC$  і визначається наступним чином:

$$\tau_{1,2} = \frac{zC_{1,2}}{U_{AB}(t, \Delta\$) i_p c_{AB}}. \quad (1.3)$$

Час отримання прибутку від АБ обмежений, оскільки необхідно обирати такий робочий режим, щоб час заряду не перевищував деяке задане значення, а час розряду наближався до  $\tau_3$ .

Для всіх інших пристроїв у складі MicroGrid також будуються електро-вартісні моделі: для джерел енергії – моделі «виробництва товару», для навантажень – моделі «споживання» [1].

При розробці загального алгоритму керування MicroGrid необхідно проаналізувати та оцінити всі можливі режими роботи. За допомогою методів комбінаторики формується таблиця режимів MicroGrid, в якій вказуються стани всіх пристроїв. З таблиці режимів згодом виключаються варіанти, що не можуть бути фізично реалізовані.

Таблиця станів формується з використанням наступних логічних функцій:

- функція стану джерела енергії:

$$M_i = \begin{cases} "1", i - \text{те джерело ввімкнено} \\ "0", i - \text{те джерело вимкнено} \end{cases}; \quad (1.4)$$

- функція стану навантаження:

$$C_j = \begin{cases} "1", j - \text{те навантаження ввімкнено} \\ "0", j - \text{те навантаження вимкнено} \end{cases}; \quad (1.5)$$

Для згаданого прикладу в якості  $i$ -го джерела розглядається акумуляторна батарея в режимі розряду (АБр), а в якості  $j$ -го навантаження – АБ в режимі заряду (АБз).

Сформулюємо логічні умови виключення деяких неможливих режимів:

а) не ввімкнено жодного джерела і жодного навантаження:

$$M_i = 0, C_j = 0 \rightarrow \overline{M_i + C_j} = 1; \quad (1.6)$$

б) одночасний заряд і розряд акумуляторної батареї, або акумуляторна батарея не розряджається і не заряджається:

$$\begin{cases} M_{\text{АБр}} = 0, C_{\text{АБз}} = 0 \\ M_{\text{АБр}} = 1, C_{\text{АБз}} = 1 \end{cases} \rightarrow \overline{M_{\text{АБр}} \oplus C_{\text{АБз}}} = 1. \quad (1.7)$$

Розглянемо таблицю режимів для MicroGrid, до складу якого входять центральна електрична мережа, фотобатарея (ФБ), АБ (в режимі заряду АБз або розряду АБр) та одне навантаження. Отже, кількість можливих режимів становить  $N_{\text{ст}} = 2^5 = 32$ . Після виключення неможливих отримаємо 15 режимів, наведені у табл.1.1, де „0” означає, що пристрій ввімкнено, „1” – вимкнено. Під неможливими розуміються стани, коли жоден пристрій не працює; навантаження не ввімкнено і АБ розряджається; АБ заряджається, але жодне джерело енергії не підключене; АБ включена одночасно на заряд і розряд.

Основна задача алгоритму керування – вибір режиму з мінімальними вартісними витратами.

При виборі режиму беруться до уваги характер навантаження (RL, RC або RL + RC), а також види під'єднаних генераторів (мережа, фотобатарея і акумуляторна батарея в двох режимах роботи). Сформуємо шляхи передачі

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						12
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

енергії з наявних генераторів та навантажень в залежності від балансу потужностей генерації та споживання ( $w_H \leq w_{\Sigma r_2 - r_F}$ ).

Таблиця 1.1

Можливі режими локального об’єкту

№	Мережа	ФБ	АБз	АБр	Навантаження
1	0	0	0	1	1
2	0	1	0	0	1
3	0	1	0	1	1
4	0	1	1	0	0
5	0	1	1	0	1
6	1	0	0	0	1
7	1	0	0	1	0
8	1	0	0	1	1
9	1	0	1	0	0
10	1	0	1	0	1
11	1	1	0	0	1
12	1	1	0	1	0
13	1	1	0	1	1
14	1	1	1	0	0
15	1	1	1	0	1

На рис.1.4 показано схему шляхів передачі енергії.

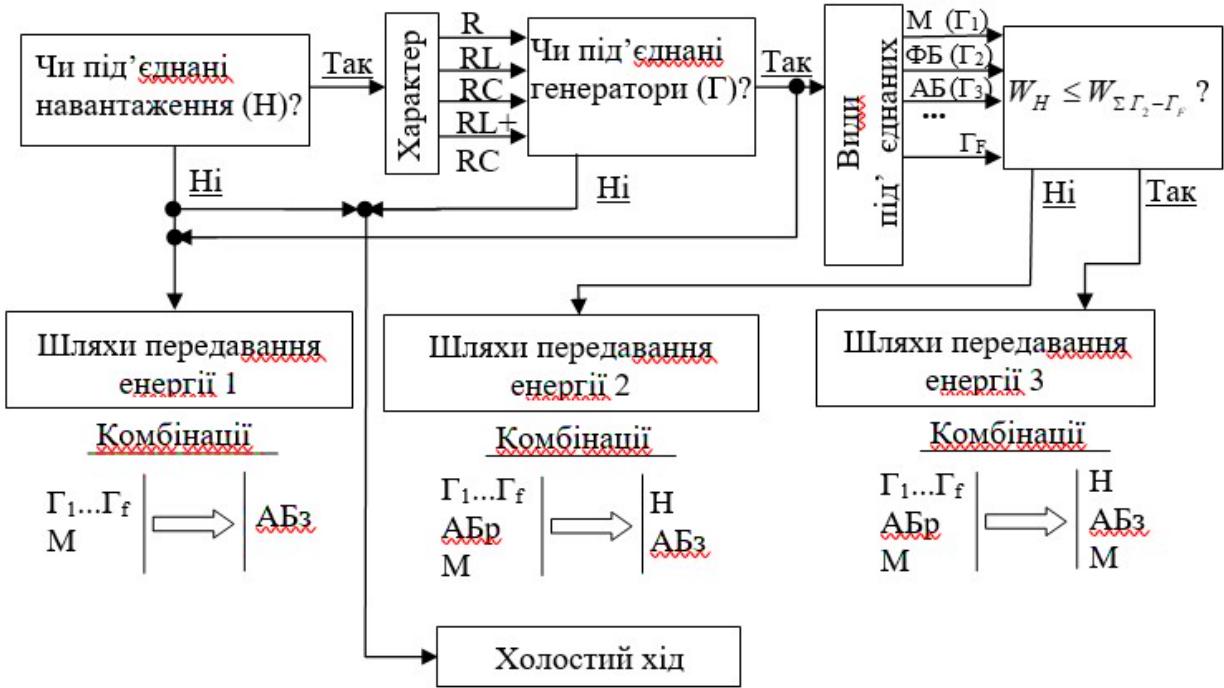


Рис.1.4 Схема шляхів передавання енергії MicroGrid



На базі схеми шляхів передавання система керування отримує необхідну інформацію щодо вибору режиму роботи, який відповідає балансу потужностей джерел енергії та навантажень, а також стану акумуляторної батареї.

**Приклад.** Система керування може увімкнути акумуляторну батарею (в режимі розряду) і RC-навантаження ( $ABp \rightarrow RC$ , режим №4) або мережу і RC-навантаження ( $M \rightarrow RC$ , режим №18). Отримуємо наступні системи рівнянь:

- для режиму  $ABp \rightarrow RC$ :

$$\begin{cases} U_{AB}(t, \Delta\$) = U_{ном} \cdot \frac{i_p}{Q} \sqrt{\left(\frac{Q}{i_p}\right)^2 - t_p^2}; \\ \Pi_{ABp} = U_{AB}(t) \cdot i_p \cdot t_p \cdot C_{AB} - z \cdot c_2 \end{cases} \quad (1.8)$$

- для режиму Мережа  $\rightarrow RC$ :

$$\begin{cases} \begin{cases} U(t, \Delta\$) = R(t, \Delta\$) \cdot C(t, \Delta\$) \frac{dU_c(t, \Delta\$)}{dt} + U_c(t, \Delta\$) \\ \Delta\$ = I_s(t) - Y(t, \Delta\$)P(t) \rightarrow 0 \end{cases} \\ \Pi = -I_s(t) = -\frac{[U(t, \Delta\$)]^2}{R(t, \Delta\$)} e^{-\frac{t}{\tau}} \cdot p_j \cdot t + z c_{RC} \end{cases} \quad ; \quad (1.9)$$

де  $p_j$  - поточний тариф електромережі.

Вибір режиму реалізується за критерієм максимізації прибутку  $\max \Pi$ .

Алгоритм вибору оптимального режиму роботи має наступні етапи:

1. Визначення інтервалів з максимальним тарифом  $p_j$  на електроенергію в мережі та інтервалів з максимальним споживанням електроенергії РН.

2. Визначення інтервалів розряду акумуляторної батареї за наступними умовами:

а) максимальний тариф на енергію мережі;

б) максимальне споживання енергії;

Визначення інтервалів заряду АБ (всі інші інтервали).

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						14
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

3. Визначення варіантів режимів системи на кожному інтервалі з урахуванням графів балансу потужностей, таблиці можливих станів і режимів роботи акумуляторної батареї.

4. Визначення прибутку  $\Pi$  для кожного варіанту роботи.

5. Вибір режиму роботи на кожному інтервалі, що відповідає умові  $\max \Pi$ .

6. Перехід до наступного інтервалу.

Запропонований підхід до побудови системи керування електроспоживанням розглядає MicroGrid як локальний “ринок” виробництва і споживання енергії. Він дозволяє керувати режимами роботи з урахуванням балансу потужностей і витрат на генерацію і споживання, а також характеру під'єднаних навантажень і генераторів. Поєднання математичних рівнянь, що описують електротехнічні режими роботи пристроїв, із рівняннями теорії оптимізації дозволяють побудувати електровартісні моделі окремих джерел та навантажень, а також спільну модель загальної рівноваги.

При керуванні таким складним електротехнічним об'єктом, як система розподіленої генерації MicroGrid, необхідним етапом є прогнозування електроспоживання, що дає можливість забезпечити вироблення керуючих впливів для генераторів та навантажень, створюючи необхідні затримки для зміни рівня споживання та в разі потреби підключати або відключати резервні джерела генерації енергії.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## 2. ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

Прогнозування – процес передбачення майбутнього стану предмета або явища на основі аналізу його минулого і сучасного, систематично оцінювана інформація про якісні й кількісні характеристики розвитку обраного предмета чи явища в перспективі. Результатом прогнозування є прогноз – знання про майбутнє і про ймовірний розвиток сьогочасних тенденцій конкретного явища об'єкту в подальшому існуванні [13].

В нашому випадку результатом прогнозуванням є вироблення сигналів керування пристроями локального об'єкту [11].

Процес електроспоживання є досить складним випадковим нестационарним процесом, котрий може бути представлений декількома регулярними і нерегулярними (випадковими) складовими.

Методом моделювання електроспоживання, як випадкового нестационарного процесу, є декомпозиція вихідного процесу на регулярну (тренд) і нерегулярну складові. Тренд описує стійкі тенденції зміни процесу на інтервалі часу. Нерегулярна складова характеризує випадкову непрогнозовану частину споживання і ймовірні відхилення фактичних значень електроспоживання від тренду, виділеного з вихідного процесу. Виділена в результаті декомпозиції траєкторія, виражена в математичному вигляді, використовується в подальшому в якості прогнозуючої математичної моделі, тобто моделі, яка застосовується для розрахунку прогнозних значень електроспоживання. Визначення виду і параметрів прогнозуючої моделі виконується шляхом апроксимації відомих значень електроспоживання на ретроспективному інтервалі часу і на інтервалі попередження.

Задачі розкладання нестационарних сигналів, до яких відносяться характеристика електроспоживання, може бути вирішена за допомогою вейвлет-аналізу, шляхом виконання функції фільтрації високочастотних флуктуацій, які мають місце у початковій характеристиці [22].

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						16
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Методам прогнозування електроспоживання завжди приділялась досить висока увага. Багато теоретичних рішень, які базуються на лінійних моделях, були винайдені ще в минулому сторіччі. В роботах [22,23] аналіз спирається на розроблені методи статистичних моделей:

- евристичні;
- економетричні;
- регресивні та авторегресивні.

У складних системах з дуже великої кількості обставин постає задача інстинктивного вибору найважливіших факторів, яку вирішує евристичне прогнозування. Основний процес прогнозування полягає у порівнянні всіх можливих варіантів та величин, за допомогою чого усуваються менш важливі фактори впливу. Результативність методів даного типу прогнозування підвищується не за рахунок внутрішньої структури, а за рахунок зовнішнього оформлення: підбір відповідних за кількістю і кваліфікацією експертів, а також вдосконалення алгоритмів обробки результатів опитування. Проте евристичні методи необ'єктивні та застосовуються лише тоді, коли є експерти, які добре знаються на ситуації, яку намагаються спрогнозувати.

Економетричні моделі засновані на згладжуванні, експонентному згладжуванні й ковзному середньому [24]. Серед них розрізняють наступні: «наївна» модель прогнозу; модель обчислення прогнозу на основі середнього згладжування; модель обчислення прогнозу на основі експонентного згладжування.

Моделі цього типу роблять прогнози на основі лінійних комбінацій споживання значення від «подібних» днів [25].

При створенні "наївних" моделей передбачається, що деякий період прогнозованого часового ряду краще всього описує майбутнє прогнозованого ряду. У моделі обчислення прогнозу на основі середнього згладжування закладено принцип "завтра буде, як було в середньому за останній час". Така

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						17
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

модель, звичайно стійкіша до коливань, ніж «наївна». Модель на основі експонентних згладжування визначає залежність прогнозу від усіх розглянутих даних, причому вплив даних на прогноз експоненціально зменшується із "віком" даних. Розвитком моделей цього типу є моделі двохпараметричного згладжування Хольта і Брауна, а також трьохпараметричної моделі Вінера.

Даний клас моделей частіше інших використовується для довгострокового прогнозування [26].

Регресивні моделі поєднують в собі кілька незалежних функцій, утворюють лінійну функцію, що допомагає інтерпретувати залежності між різними факторами. Для прогнозування електроспоживання від альтернативних джерел живлення, таких як фото та вітрогенератори будується модель дерева з використанням даних про погоду і графік даних для прогнозування споживання енергії. Він оцінює вплив різних комбінацій ознак на точність прогнозування. Зазначимо, що при використанні лінійних регресивних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж при використанні інших моделей. Нелінійні регресивні моделі характеризуються великою трудомісткістю визначення параметрів моделі [27].

Автогресивні моделі (Бокса-Дженкінса) є найбільш популярними з статистичних моделей. У відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресивних моделей (ARIMA, ARIMAX, GARCH, ARDLN) для вирішення задач прогнозування часових рядів різних предметних областей [28]. Моделі спираються тільки на інформацію, що міститься в передісторії прогнозованих рядів, що обмежує можливості алгоритму. В методології ARIMA не передбачається якої-небудь чіткої моделі для прогнозування даної часової серії. Задається лише загальний клас моделей, що описують часовий ряд і що дозволяють якось виражати поточне значення змінної через її попередні значення. Потім алгоритм, підстроюючи

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						18
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

внутрішні параметри, сам вибирає найбільш відповідну модель прогнозування.

Група структурних моделей включає в себе нейромережеві моделі, моделі на базі ланцюгів Маркова та на базі класифікаційних регресійних дерев. Нечітка логіка є розширенням експертних систем, а тому вона як потребує перекладенні досвіду в нечіткі правила.

Прогнозування на базі штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks (ANNs) прагне визначити залежності між вхідним набором даних і вихідних. Вони добре справляються при в роботі з нелінійними залежностями між енергоспоживанням і зовнішніми факторами, але їх недолік полягає в «перетренованості мережі» (overfitting) і великому часу навчання.

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх. Моделі використовують матрицю ймовірностей переходів системи з одного стану в інший. Структура ланцюга Маркова та ймовірності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу та його поточним значенням. В роботі [29] пропонується подвійно зважений алгоритм максимізації правдоподібності, основна мета якого полягає у подоланні однієї з проблем класичних прихованих марківських моделей - однакової значущості всіх фрагментів даних для прогнозу.

Моделі на базі класифікаційно-регресивних дерев розроблені для моделювання процесів, на які впливають як безперервні зовнішні фактори, так і категоріальні [30].

Крім наведеної класифікації основних моделей для прогнозування часових рядів, можуть застосовуватися наступна класифікація фактографічних моделей, яка поділяє їх на дві великі групи [31]:

Моделі однофакторного прогнозування. Вони об'єднують дві великі підгрупи, а саме: моделі прогнозування тренду (експоненціальне згладжування, узагальнене експоненціальне згладжування, гармонічні ваги,

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						19
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

спектральні методи, метод ковзної середньої, метод Бокса-Дженкінса, метод скінченних різниць, різницевих рівнянь, оптимальних фільтрів, сплайн-функції) і методи прогнозування випадкової компоненти (метод авторегресії, ймовірнісний метод, метод ланцюгів Маркова).

Моделі багатофакторного прогнозування, до яких належать регресивні моделі (адаптивні регресії, регресивні К-моделі), адаптивне згладжування, факторний аналіз, метод групового врахування аргументів, імітаційні моделі, багатовимірна фільтрація.

Порівняння переваг та недоліків зведені у табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Порівняння моделей прогнозування		
Моделі	Переваги	Недоліки
Статистичні моделі		
Евристичні	Наявність людської оцінки	Необхідність в наявності широкого експертного складу; при прогнозуванні характеристик складних складних технічних об'єктів метод стає досить важким та трудомістким
Авторегресивні	Простота, прозорість моделювання; одноманітність аналізу і проектування; безліч прикладів застосування	Велика трудомісткість і ресурсомісткість ідентифікації; неможливість моделювання нелінійностей; низька адаптивність
Регресивні	Простота, гнучкість, прозорість моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Складність визначення функціональної залежності; трудомісткість знаходження коефіцієнтів залежності; відсутність можливості моделювання нелінійних процесів
Моделі експоненційного згладжування	Простота моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Недостатня гнучкість; вузька застосовність моделей
Структурні		
Нейромережеві моделі	Нелінійність моделей; масштабованість, висока адаптивність; одноманітність	Відсутність прозорості; складність вибору архітектури; жорсткі вимоги до навчальної вибірки;
Моделі на базі ланцюгів Маркова	Простота моделювання; одноманітність аналізу і проектування	Неможливість моделювання процесів з довгою пам'яттю; вузька застосовність моделей
Моделі на базі класифікаційних регресивних дерев	Масштабованість; швидкість і простота процесу навчання; можливість враховувати	Неоднозначність алгоритму побудови дерева; складність питання зупинки

Прогнозування електроспоживання буде виконуватись за участю нейромережі. Обсяг бази та нелінійність моделі дозволяє використовувати саме цей метод прогнозування. На рис. 2.1. зображена структурна схема функціонування системи керування в цілому.



Рис.2.1.Структурна схема керування електроспоживанням



До її складу входять ваттметр, який виконує роль датчика вхідних величин, який перенаправляє їх до бази даних. Після чого у блоку прогнозування відбувається формування навчальної вибірки  $x(t)$ , нейронна мережа проходить навчання і на виході отримується прогнозована характеристика  $y(t)$ . Далі до основного блоку керування надходить прогнозована характеристика. Маючи цю характеристику відкривається можливість передбачати час максимального та мінімального електроспоживання та, в разі потреби, підключати або відключати резервні джерела генерації енергії, а також повністю керувати навантаженням.

Для розробки прогнозованої характеристики необхідно більш детально розглянути блок прогнозування на базі нейронної мережі. А саме, детальніше проаналізувати всі процеси які відбуваються у нейронних мережах.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						22
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

### 3. НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

#### 3.1 Структура і принцип роботи нейронної мережі

Дослідження по штучним нейронним мережам пов'язані з тим, що спосіб обробки інформації людським мозком повністю відрізняється від методів, які застосовуються звичайними цифровими комп'ютерами. Мозок представляє собою надзвичайно складний, нелінійний, паралельний комп'ютер [5] (систему обробки інформації). Він володіє здатністю організовувати свої структурні компоненти, які називаються нейронами, так, щоб вони могли виконувати конкретні задачі. До таких задач можуть входити розпізнавання образів, обробка сигналів органів відчуттів, моторні функції та багато інших. Таких результатів мозок людини може досягнути завдячуючи тому, що від самого народження формуються правила, на основі досвіду. Цей розвиток не припиняється до кінця життя людини. Поняття розвитку нейронів напряду пов'язане з поняттям пластичності мозку (підлаштовування нервової системи вцілому під прояви навколишнього середовища).

Аналогічно відбувається у штучних нейронних мережах із штучними нейронами. Ця мережа зазвичай формується за допомогою електронних компонентів та моделюється програмою на комп'ютері. За допомогою процесу навчання нейронні мережі можуть виконувати ряд необхідних обчислень.

Нейронна мережа – це великий розподілений паралельний процесор, який складається з елементарних одиниць обробки інформації, які накопичують експериментальні знання і надають їх для наступної обробки. Нейронна мережа подібна до мозку з двох причин: знання надходять у нейронну мережу з навколишнього середовища і використовуються в процесі навчання; для накопичення знань застосовуються зв'язки між нейронами, які отримали назву синаптичних зв'язків.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						23
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Приклад аналогії штучних нейронних мереж до людського мозку наведений на рис.3.1. Наприклад директору компанії необхідно прийняти дуже важливе рішення. Він проводить опитування серед свого кадрового складу. І вже на основі думок, директор приймає рішення.

Схожа історія відбувається і з нейронними мережами: на вхід поступають сигнали, наприклад бінарні 1 та 0. Кожен синаптичний зв'язок має свій ваговий коефіцієнт. Сигнал множиться на ваговий коефіцієнт і входи сумуються між собою. І вже за результатом суми приймається рішення на виході.

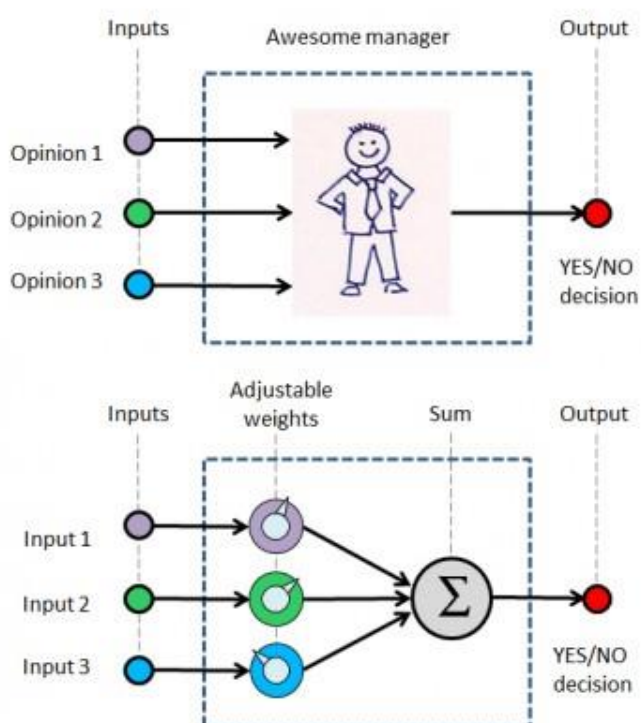


Рис.3.1 Нейронні мережі

На рис. 3.2 наведено приклад частини нейронної мережі, де  $I_1$  та  $I_2$  – значення двох вхідних нейронів,  $H_1$  – значення нейрона прихованого шару.

Вхідне значення для нейрона в прихованому шарі знаходиться за формулою [10]:

$$H_{input} = (I_1 \cdot w_1) + (I_2 \cdot w_2), \quad (3.1)$$

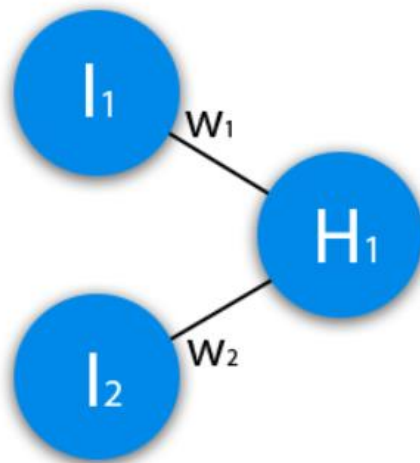


Рис.3.2 Частина нейронної мережі

З формули можна побачити, що вхідна інформація – це сума усіх вхідних даних, помножена на відповідні їм вагові коефіцієнти. Тепер маючи вхідні дані, можливо отримати вихідні, підставивши вхідне значення у функцію активації [10]:

$$H_{\text{output}} = f_{\text{activation}}(H_{\text{input}}). \quad (3.2)$$

Підсумовуючи, можна сказати, що нейрон представляє собою одиницю обробки інформації нейронної мережі. На рис.3.3 зображена модель нейрона, який знаходиться в основі штучних нейромереж.

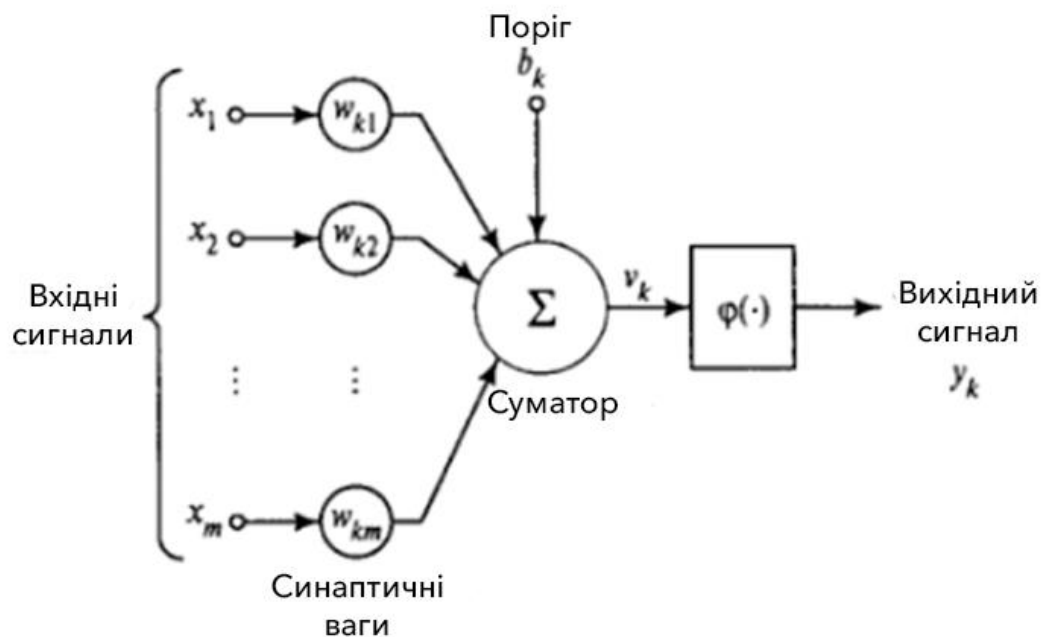


Рис.3.3 Модель нейрона

В цій моделі можна виділити три основних елементи:

1. Набір синапсів або зв'язків, кожен з яких характеризується своєю вагою. Зокрема сигнал  $x_j$  на вході синапсу  $j$ , пов'язаного з нейроном  $k$ , множиться на вагу  $w_{kj}$ .

2. Суматор складає вхідні сигнали, зважені відносно відповідних синапсів нейрона.

3. Функція активації обмежує амплітуду вихідного сигналу нейрона. Ця функція також називається функцією стиснення.

В математичному уявленні функціонування нейрона  $k$  можна описати рівнянням [5]:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j, \quad (3.3)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k), \quad (3.4)$$

де,  $x_1, x_2, \dots, x_m$  - вхідні сигнали;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  - синаптичні ваги нейрона  $k$ ;  $u_k$  - лінійна комбінація вхідних впливів;  $b_k$  - поріг (ця величина відображає збільшення або зменшення вхідного сигналу, яку подіють на функцію активації);  $\varphi(\cdot)$  - функція активації;  $y_k$  - вихідний сигнал нейрона.

### 3.2. Функції активації

На даному етапі необхідно обрати потрібну функцію активації. Функція активації визначає вихідне значення нейрона в залежності від результату на сумі входів і порогового значення.

Активацийна функція перевіряє отримане нейроном значення на випадок того, чи повинні зовнішні зв'язки розглядати цей нейрон як активований або його можна ігнорувати.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						26
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Функції активації можуть бути різноманітних видів. Найбільш поширені наведені у табл.3.1.

Таблиця 3.1

Функції активації		
Назва	Формула	Область значень
Порогова	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} 0, \psi < 0, \\ 1, \psi \geq 0 \end{cases}$	0, 1
Знакова	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} 1, \psi > 0, \\ -1, \psi \leq 0 \end{cases}$	-1, 1
Сигмоїдна	$\Psi = F(\psi) = \frac{1}{1 + e^{-\psi}}$	(0, 1)
Напівлінійна	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} \psi, \psi > 0, \\ 0, \psi \leq 0 \end{cases}$	(0, $\infty$ )
Лінійна	$\Psi = F(\psi) = \psi$	( $-\infty, \infty$ )
Радіальна базисна	$\Psi = F(\psi) = e^{-\psi^2}$	(0, 1)
Напівлінійна з насиченням	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} 0, \psi \leq 0, \\ \psi, 0 < \psi < 1, \\ 1, \psi \geq 1. \end{cases}$	(0, 1)
Лінійна з насиченням	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} -1, \psi \leq -1, \\ \psi, -1 < \psi < 1, \\ 1, \psi \geq 1. \end{cases}$	(-1, 1)
Гіперболічний тангенс	$\Psi = F(\psi) = \frac{e^{\psi} - e^{-\psi}}{e^{\psi} + e^{-\psi}}$	(-1, 1)
Трикутна	$\Psi = F(\psi) = \begin{cases} 1 -  \psi ,  \psi  \leq 1, \\ 0,  \psi  > 1. \end{cases}$	(0, 1)

Найбільш поширеною для використання в нейронних мережах є сигмоїдна функція активації. В межах, коли параметр нахилу досягає

нескінченності, ця функція вироджується в порогову. На рис.3.4 наведено графік сигмоїдної функції.

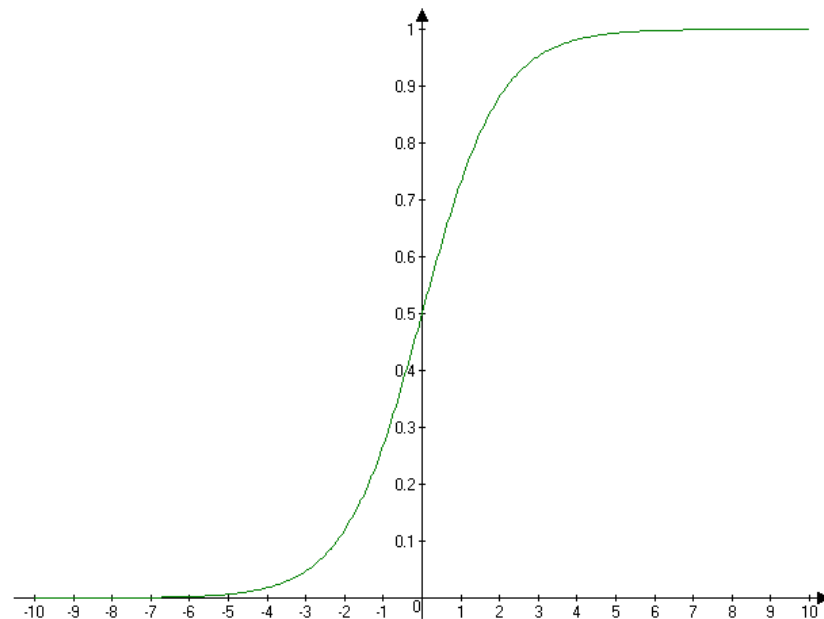


Рис.3.4 Графік сигмоїдної функції

Слід зазначити, що сигмоїдна функція диференційована на всій осі абсцис, що широко використовується для навчання у багатьох алгоритмах. Крім того, вона володіє властивістю підсилювати слабкі сигнали краще, аніж сильні і запобігає насиченню від сильних сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоїда має пологий нахил. Нейрони повинні розпізнавати вхідні сигнали, які між собою слабо відрізняються. Це робить сигмоїдну функцію активації найбільш застосованою для нейронної мережі [18].

### 3.3. Застосування нейронних мереж

В кожній предметній області можливо знайти постановку задачі для нейронної мережі. Як приклад, наведений список деяких напрямків, де вирішення такого роду задач має практичне застосування вже сьогодні.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						28
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Економіка і бізнес: прогнозування часових рядів (курсів валют, цін на сировину, попиту, обсягів продажів, ..), автоматичний трейдинг (торгівля на валютній, фондовій або товарній біржі), оцінка ризиків неповернення кредитів, передбачення банкрутств, оцінка вартості нерухомості, виявлення переоцінених і недооцінених компаній, рейтингування, оптимізація товарних і грошових потоків, зчитування і розпізнавання чеків і документів, безпеку транзакцій по пластикових картах.

Медицина і охорона здоров'я: постановка діагнозу хворому (діагностика захворювань), обробка медичних зображень, очищення показань приладів від шумів, моніторинг стану пацієнта, прогнозування результатів застосування різних методів лікування, аналіз ефективності проведеного лікування.

Авіоніка: навчання автопілоту, розпізнавання сигналів радарів, адаптивне пілотування сильно пошкодженого літака, безпілотні літальні апарати.

Зв'язок: стиснення відеоінформації, швидке кодування-декодування, оптимізація стільникових мереж і схем маршрутизації пакетів.

Інтернет: асоціативний пошук інформації, електронні секретарі та автономні агенти в інтернеті, фільтрація і блокування спаму, автоматична рубрикація повідомлень стрічок з новин, адресні реклама і маркетинг для електронної торгівлі, розпізнавання captcha.

Автоматизація виробництва: оптимізація режимів виробничого процесу, контроль якості продукції, моніторинг і візуалізація багатовимірної диспетчерської інформації, попередження аварійних ситуацій.

Робототехніка: розпізнавання сцени, об'єктів і перешкод перед роботом, прокладка маршруту руху, управління маніпуляторами, підтримання рівноваги.

Політологічні та соціологічні технології: передбачення результатів виборів, аналіз опитувань, прогноз динаміки рейтингів, виявлення значущих

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						29
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



чинників, кластеризація електорату, дослідження і візуалізація соціальної динаміки населення.

Безпека, охоронні системи: розпізнавання осіб; ідентифікація особи за відбитками пальців, голосу, підписи або особи; розпізнавання автомобільних номерів, моніторинг інформаційних потоків в комп'ютерній мережі і виявлення вторгнень, виявлення підробок, аналіз даних з відеоприладів і різноманітних сенсорів, аналіз аерокосмічних знімків.

Введення і обробка інформації: розпізнавання рукописних текстів, відсканованих поштових, платіжних, фінансових і бухгалтерських документів; розпізнавання мовних команд, мовне введення тексту в комп'ютер.

Геологорозвідка: аналіз сейсмічних даних, асоціативні методики пошуку корисних копалин, оцінка ресурсів родовищ.

Комп'ютерні та настільні ігри: створення нейрогравців в шашки і шахи (підтверджені грою з людьми рейтинги - на рівні майстрів і міжнародних майстрів), виграш в Го у чемпіонів Європи та світу, в середньому краще, ніж у людини, проходження майже півсотні старих класичних ігор з Атарі (всілякі ігри, як понг, Пакман і т.і.) [16].

На рис.3.5 наведені основні сфери застосування нейромереж.

Як можна помітити, список доволі великий, що підтверджує необхідність застосування нейронних мереж вже сьогодні. Наприклад, в Києві вже тестують систему розпізнавання облич за допомогою камер відеоспостереження. Камери встановлені в місцях великого скупчення людей: біля шкіл, лікарень, метро та дитячих садків. Маючи фоторобот порушника програма аналізує відео з камер спостереження і знаходить потрібну людину [7].

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						30
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

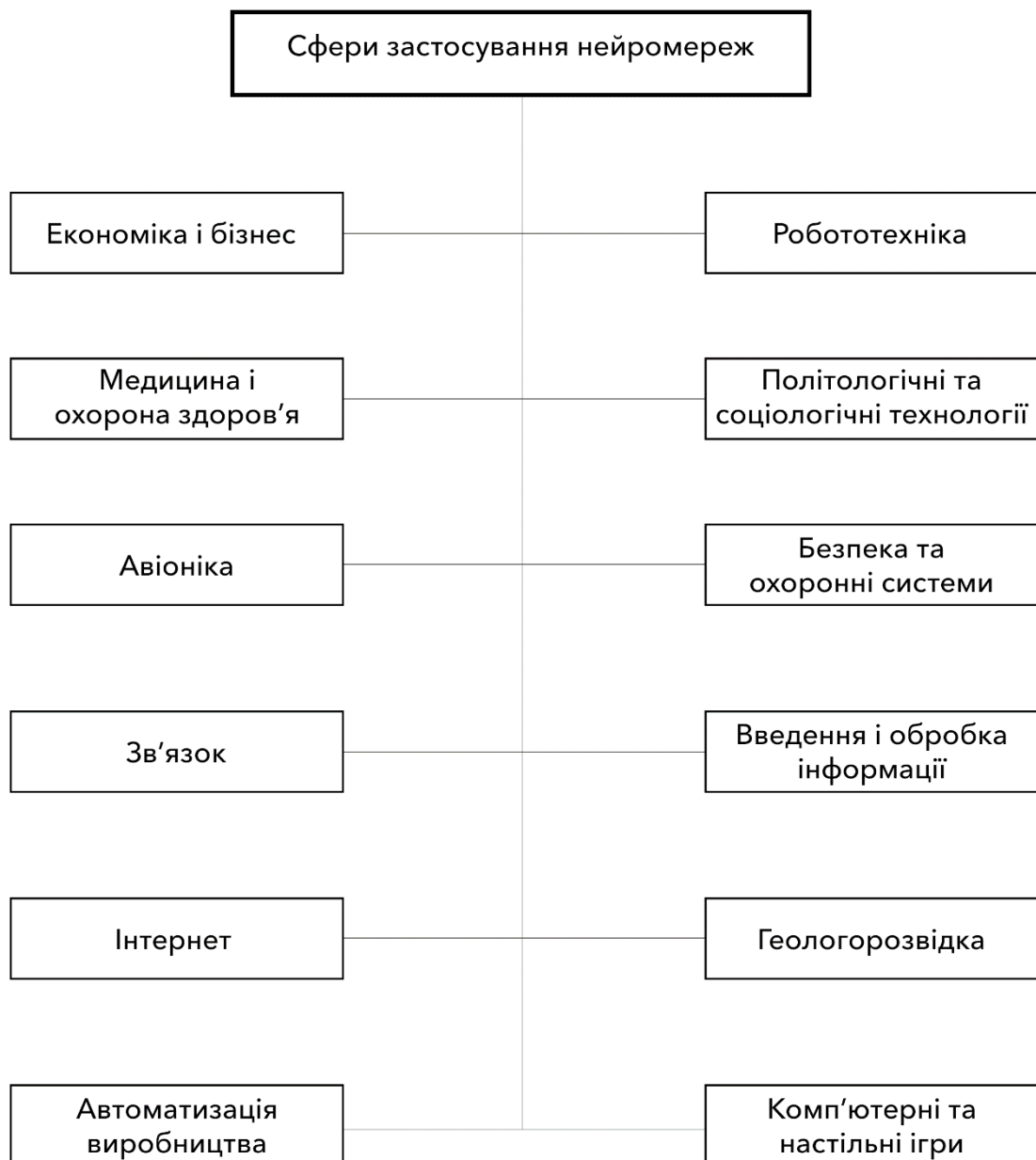


Рис.3.5 Сфери застосування нейромереж

### 3.4. Навчання нейронної мережі

Однією з найважливіших властивостей нейронних мереж є здатність до навчання на основі отриманих даних з навколишнього середовища, результатом чого є підвищення власної продуктивності.

Навчання – це процес, в якому вільні параметри нейронної мережі налаштовуються шляхом моделювання середовища, в яку ця мережа

вбудована. Тип навчання визначається способом підлаштовування цих параметрів [5].

Наведене визначення процесу навчання передбачає наступну послідовність подій:

1. В нейронну мережу надходять сигнали з навколишнього середовища.
2. Вільні параметри нейронної мережі змінюються.
3. Після зміни внутрішньої структури нейронна мережа відповідає на збудження вже іншим способом.

Розглянемо парадигми навчання нейронних мереж.

### **3.4.1. Навчання з вчителем**

Навчання за участю вчителя можна розглядати як наявність знань про навколишнє середовище, яке представлене у вигляді пар вхід-вихід. При цьому середовище невідоме для нейронної мережі. Уявімо, що вчителю і мережі подається вектор, який навчає. На основі вбудованих знань вчитель може сформувати і передати нейронній мережі, яку навчає, бажаний відгук, який відповідає вхідному вектору. Цей бажаний результат представляє собою оптимальні дії, які повинна виконати нейронна мережа. Параметри мережі підлягають коригуванню з врахуванням вектору, який навчає і сигналу помилки. Сигнал помилки – це різниця між бажаним сигналом і поточним відгуком нейронної мережі. Коригування параметрів відбувається покроково з метою імітації[5] нейронною мережею поведінки вчителя. Таким чином, в процесі навчання знання вчителя у максимально повному об'ємі передаються в мережу. Після закінчення навчання вчителя можна відключити і дозволити нейронній мережі працювати самостійно.

Дана форма навчання з вчителем являється навчанням на основі корекції помилок. Тобто для кожного вхідного прикладу заданий бажаний вихід  $z$ . Реальний вихід може не збігатись із бажаним. Принцип корекції за помилкою

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						32
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

при навчанні полягає у використанні сигналу (d-y) для модифікації вагів, що забезпечує поступове зменшення помилки. На рис.3.5 показана схема парадигми навчання з вчителем.



Рис.3.5 Блок-схема навчання з вчителем

### 3.4.2. Навчання без вчителя

Процес навчання, який описаний вище відбувається під керівництвом вчителя. Альтернативна парадигма навчання без вчителя підкреслює відсутність керівника, який контролює процес налаштування вагових коефіцієнтів. За використання такого підходу не існує прикладів, за якими відбувається навчання мережі. Існує лише незалежна від задачі міра якості уявлення, якому повинна навчитися нейронна мережа і вільні параметри мережі оптимізуються відносно цієї міри.

На рис. 2.3 наведена блок-схема навчання нейронної мережі без вчителя



Рис.3.6 Блок-схема навчання нейронної мережі без вчителя

Для навчання без вчителя можна скористатися правилом конкурентного навчання. Наприклад, можна використати нейронну мережу, яка складається з двох шарів – вхідного і вихідного. Вхідний шар отримує доступні дані, а вихідний складається з нейронів, які конкурують один з одним за право відгуку на ознаки, які містяться у вхідних даних. Нейрон з найбільшим сумарним вхідним сигналом переходить в активний стан. При цьому всі інші нейрони відключаються.

В задачах прогнозування електроспоживання більш доцільним буде використання навчання нейронної мережі з вчителем. В основному навчання з вчителем застосовується для вирішення двох типів задач: класифікації та регресії. В задачах класифікації алгоритм прогнозує дискретні значення, які відповідають номерам класів, до яких належать об'єкти. Таким чином, навчання з вчителем більше всього підходить для задач, коли на озброєнні є вагомий набір даних для навчання алгоритму.

Тому, наступним кроком важливо сформулювати базу навчальної вибірки, за допомогою якої стане можливим навчання нейронної мережі.

## 4. НАВЧАЛЬНА ВИБІРКА ДЛЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Для навчання нейронної мережі необхідно було сформувати певний обсяг навчальної вибірки. До її складу були включені значення електроспоживання звичайного локального об'єкту за 4 різних сезони: зима, весна, літо та осінь. На рис.4.1 зображений скріншот із фрагменту значень цієї бази даних. Кожен стовпчик відображає значення однієї доби. У першому стовпчику відображений час зняття характеристики, у верхньому рядку вказані сезони характеристик.

	зима					весна/осінь					літо									
0:00	16,01	18,98692	13,95968	15,79767	15,28341	5	5,315189	6,990715	5,847	4,875135	11,61408	4,670061	17,42112	9,871967	6,071079	4,062953	4,357264	3,442238	5,315862	
0:01	15,4	17,38025	17,75631	17,97532	18,20522	5	3,766554	7,483058	4,540473	4,012729	4,534604	1,93932	6,801906	3,854413	2,521116	1,687208	3,15123	2,489471	3,8445	
0:02	8,31	5,46446	9,031057	8,327581	7,047408	6,31	8,258401	5,123943	5,431893	5,698287	11,03911	13,88823	16,55866	9,38324	18,05469	12,08276	4,467019	3,528945	5,449763	
0:03	7,72	8,083875	7,088671	5,240371	6,106997	5,72	5,933076	6,475642	4,87521	6,155017	11,56867	5,236305	17,353	9,833369	6,807196	4,555585	3,195789	2,524673	3,898863	
0:04	7,61	5,676827	5,808807	7,341442	8,003734	5,61	4,653584	3,167372	5,865455	5,956114	1,406185	14,19992	2,109277	1,195257	18,4599	12,35393	4,415249	3,488047	5,386604	
0:05	7,27	5,301647	4,16208	5,15631	8,48063	5,27	7,297163	5,01663	6,800984	7,232496	10,27247	9,931596	15,40871	8,731603	12,91107	8,640489	3,525688	2,785294	4,30134	
0:06	8,43	10,15305	5,578946	9,125795	7,517683	6,43	5,530487	7,363572	7,271314	5,722837	5,982005	2,583043	8,973007	5,084704	3,379556	2,247248	4,758775	3,759433	5,805706	
0:07	8,3	6,428164	8,859147	5,511899	5,536325	6,3	6,665549	4,878459	6,491986	6,34339	14,52257	7,132061	21,78386	12,34419	9,271679	6,204893	8,781131	6,937094	10,71298	
0:08	8,33	7,556209	3,680154	6,696143	5,636061	6,33	7,744399	6,472352	8,054854	5,203861	13,44262	1,492842	20,16393	11,42623	1,940695	1,298773	2,51772	1,988999	3,071619	
0:09	7,94	4,360204	6,153725	8,007572	7,294655	5,94	2,114091	7,986068	7,088994	7,307264	7,701769	4,878005	11,55265	6,546503	6,341406	4,243864	8,282325	6,543037	10,10444	
0:10	9,26	13,64101	8,900472	7,465892	10,66084	7,26	6,434023	5,837224	6,369941	7,068721	6,517446	3,242983	9,776169	5,539829	4,215878	2,821395	9,787942	7,732474	11,94129	
0:11	8,4	9,621648	6,495604	8,148734	6,032342	6,4	6,606521	5,934093	7,721075	5,981348	2,749196	11,75032	4,123794	3,268816	15,27542	10,22278	2,962301	2,340218	3,614007	
0:12	8,69	7,928206	8,029699	12,88211	10,03104	6,69	6,915291	4,188085	7,1918	7,091154	8,566006	10,64361	12,84901	7,281105	13,83669	9,259937	3,033285	2,396295	3,700607	
0:13	8,6	6,219931	5,693176	7,154159	9,272092	6,6	6,077279	5,820225	6,221561	4,939369	0,23173	11,70288	0,347595	0,19697	15,21375	10,18151	13,34573	10,54313	16,28179	
0:14	8,44	12,17163	7,195995	8,079261	5,250572	6,44	6,725219	2,938779	7,360095	7,027039	4,971286	6,764004	7,456928	4,225593	8,793205	5,884683	4,835822	3,8203	5,899703	
0:15	8,42	10,82188	9,59081	10,17011	9,877886	6,42	6,280581	6,980295	5,710247	6,02269	11,55816	10,56666	17,33724	9,824436	13,73665	9,192991	0,967407	0,764252	1,180237	
0:16	8,42	4,237925	10,65703	8,280432	7,182216	6,42	7,713567	5,747836	7,037378	5,740133	0,241536	14,15625	0,362304	0,205306	18,40312	12,31594	1,528307	1,207362	1,864534	
0:17	13,91	12,98228	16,07968	17,71097	15,93699	6	5,017967	6,764009	7,426343	7,301969	6,227756	13,51187	9,341633	5,293592	17,56543	11,75533	5,812816	4,592124	7,091635	
0:18	10,29	13,90816	9,198471	7,231386	9,500037	8,29	7,283368	10,89122	9,324393	9,15166	2,885048	3,861452	4,327572	2,452291	5,019887	3,359463	7,320949	5,78355	8,931558	
0:19	8,51	6,342888	6,28625	7,750177	5,505008	6,51	6,985073	5,960321	5,179133	7,872512	14,02655	9,006453	21,03982	11,92257	11,70839	7,835614	2,170549	1,714734	2,648069	
0:20	9,49	7,671549	9,262258	9,708139	7,899652	7,49	7,943498	6,990653	7,492399	5,531571	14,05104	11,04942	21,07657	11,94339	14,36425	9,612996	5,168855	4,083395	6,306003	
0:21	9,95	9,412269	9,884394	9,226498	11,34834	7,95	7,559865	7,576423	7,210079	8,446268	0,940926	0,183325	1,41139	0,799787	0,238322	0,159492	4,173699	3,297223	5,091913	
0:22	8,31	6,491449	9,215913	11,31271	11,64812	6,31	5,3813	7,208271	7,051884	5,722593	4,720979	0,609715	7,081469	4,012832	0,792629	0,530452	8,602831	6,796237	10,49545	
0:23	8,4	7,350161	9,400326	6,43998	9,336884	6,4	5,533965	6,018074	7,726116	7,261844	0,350677	0,275238	0,526015	0,298075	0,357809	0,239457	12,5368	9,904069	15,29489	
0:24	8,41	5,065765	4,95942	6,568498	4,740037	6,41	7,406746	5,585872	6,20701	1,163813	2,389718	1,694257	3,584577	2,03126	2,202534	1,474003	2,860497	2,259793	3,489807	
0:25	7,56	8,560413	7,701308	9,536244	8,174318	5,56	6,52185	7,428787	4,865322	4,385562	4,307206	1,381923	6,460809	3,661125	1,796499	1,202273	13,57039	10,72061	16,55588	
0:26	7,42	8,720554	5,446094	9,154783	7,364658	5,42	6,10386	3,986718	5,37672	6,330017	3,390398	2,804839	5,085597	2,881838	3,646291	2,44021	3,745815	2,959194	4,569894	
0:27	8,24	6,923986	10,51643	9,731662	7,864841	6,24	4,460346	7,729933	5,979381	6,182048	2,04358	1,124687	3,06537	1,737043	1,462093	0,978478	2,477044	1,956865	3,021994	
0:28	8,4	8,953212	7,647833	6,706145	8,818875	6,4	7,418882	5,052824	5,862086	7,330064	1,278479	2,137898	1,917719	1,086707	2,779267	1,859971	4,444853	3,511434	5,427221	
0:29	7,58	7,037237	6,800134	8,30435	6,625962	5,58	6,340767	6,467035	5,884596	5,733725	0,630619	2,831482	0,945929	0,536026	3,680927	2,46339	3,334862	2,634541	4,068331	
0:30	8,55	7,896013	11,88342	4,006152	7,017944	6,55	5,010849	8,486956	5,805482	5,789387	2,876799	2,878371	4,315198	2,445279	3,741883	2,504183	5,485859	4,333829	6,692748	
0:31	16,66	14,11999	20,73372	16,14684	19,93531	7	9,348934	8,710085	5,158815	9,59644	1,765467	0,210856	2,648201	1,500647	0,274113	0,183445	9,334454	7,374219	11,38803	
0:32	15,73	16,08705	15,85345	13,37508	13,58331	7	8,732019	5,46603	6,846769	6,273622	4,324594	0,949925	6,486891	3,675905	1,234902	0,826435	6,345712	5,013112	7,741768	
0:33	15,57	15,4283	14,32353	19,70498	13,28484	6	6,869648	5,006561	6,895659	6,583102	1,205766	2,555001	1,808649	1,024901	3,321502	2,228851	7,495226	5,921229	9,144176	
0:34	15,75	18,53268	16,59969	15,06844	13,68121	5	3,977994	5,185371	3,971208	3,409581	1,740838	0,72919	2,611256	1,479712	0,947948	0,634396	4,333468	3,42344	5,286831	
0:35	15,54	14,04427	14,18312	12,83986	18,58943	6	4,56523	7,824774	4,926087	6,893336	1,283906	1,195488	1,925859	1,09132	1,554135	1,040075	7,721274	6,099806	9,419954	
0:36	8,24	6,611019	5,805543	8,273868	8,280141	6,24	5,117629	5,857626	5,319401	6,505934	4,636255	2,713118	6,954383	3,940817	3,527054	2,360413	3,178512	2,511024	3,877784	

Рис.4.1 База даних навчальної вибірки

Значення електроспоживання  $W(t_k)$  були зняті з певним кроком  $k$ , який дорівнював одній хвилині. Всього за добу спостереження знімалось 1440 значень. Заміри виконувались протягом доби. В якості вимірювального приладу використовувалось обладнання Sonoff Pow (ваттметр з Wi-Fi модулем), з функцією виміру споживаної електроенергії для передачі і реєстрації даних на комп'ютер.

В ході досліджень використовувались та були також проаналізовані пристрої побутового призначення: холодильник, мікрохвильова піч, електроплита, мультиварка, бойлер а також, взято до уваги освітлення.

Взимку додатково використовувались тепла підлога і електрична рушникові сушка. Результати вимірів занесено до табл.4.1.

Таблиця 4.1

Значення електроспоживання побутовими пристроями

Пристрій	Показання пристрою (Вт/год)
Електроплита	2000 (режим нагріву)
Мікрохвильова піч	1500 (режим нагріву) 4 (режим очікування)
Мультиварка	860
Бойлер	1500 (режим нагрівання) 200 (підтримка температури)
Холодильник	300 (режим увімкнення компресору) 150 (стан спокою)
Електрична рушникові сушка	60
Тепла підлога	1500 (режим нагрівання) 100-200 (підтримка температури)
Освітлення (8 ламп)	50

На рис.4.2 наведено приклад споживання електроенергії у будній день весною.

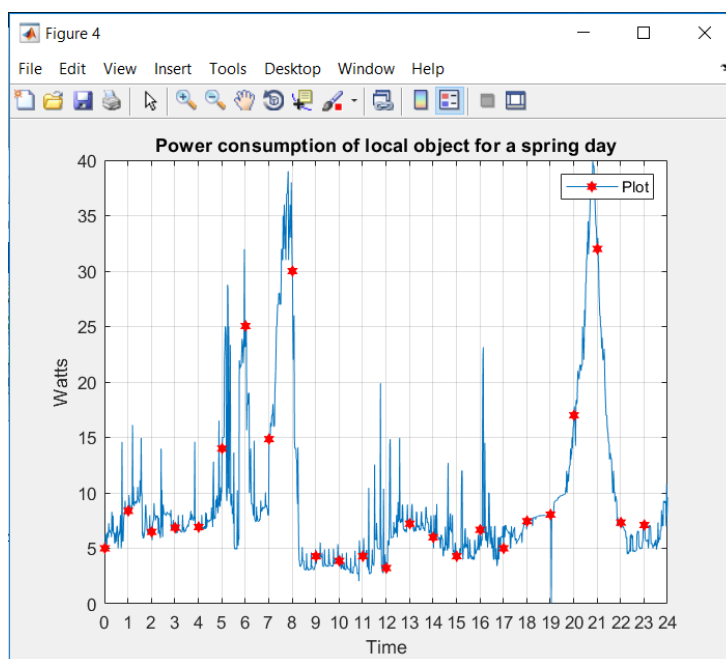


Рис.4.2 Електроспоживання у будній день весною

На споживання електроенергії впливає цілий ряд факторів, тому їх необхідно враховувати для забезпечення нормального функціонування системи вцілому.

Аналіз отриманих даних показав, що найбільш суттєвими факторами, які впливають на електроспоживання є:

- побутовий режим життя населення;
- протяжність робочого тижня та вихідних днів;
- сезонність;
- метеорологічний фактор.

Тепер трохи докладніше про кожен з них. Побутовий режим життя населення включає в себе користування електроенергією в більшій кількості у певні проміжки часу протягом доби. Також сюди можуть входити планові використання, такі як, наприклад, користування пральною машиною кожен суботу, використання праски і т.і..

У деяких людей різні графіки, а тому на характеристику споживання впливає той фактор, де людина конкретно знаходиться: чи на роботі, чи в оселі. Зрозуміло, що знаходячись в оселі, споживання електроенергії також неодмінно буде більше впливати на характеристику, аніж коли людина знаходиться на роботі.

Найбільший вплив на електроспоживання надає метеорологічний фактор. До таких метеофакторів відносяться: температура зовнішнього середовища, освітленість, вологість, швидкість вітру. Ці фактори вцілому визначають сезонні коливання та добову нерівномірність, а також нерегулярні коливання графіків споживання. Температура та освітленість складають найбільший відсоток серед факторів впливу. Вплив температури визначається витратою електроенергії на опалення, вентиляцію, охолодження в холодильниках та кондиціонерах. Найбільш чутливим до температури є витрата електроенергії саме в зимовий період, а також суміжними з ним

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						37
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



періодами. По існуючим оцінкам більш як чверть використаної частини енергетичного балансу йде на опалення. На формування ранкового і вечірнього максимумів впливає природна освітленість.

Тому в базі даних можна виокремити декілька груп та підгруп:

- сезон (зима, весна, осінь, літо)
- робочі дні та вихідні

На рис.4.3 проілюстровано складові частини бази даних навчальної вибірки.

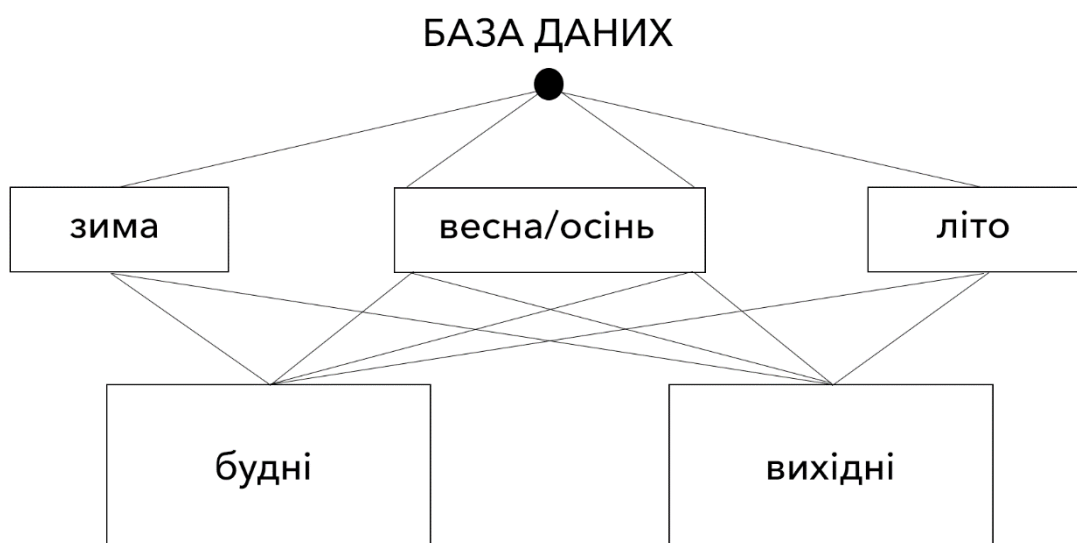


Рис.4.3 Блок-схема навчальної вибірки

Оперуючи базою даних навчальної вибірки відкривається можливість до розробки нейронної мережі.

## 5. РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

Отримуючи інформацію з датчиків ваттметра, формується база даних значень електроспоживання. Потім відбувається формування навчальної вибірки, яка береться за основу в навчанні нейронної мережі. Після обробки отриманої інформації на виході вже будуть отримані результати прогнозованих значень нейронної мережі. На рис. 5.1 проілюстровано етапи прогнозування електроспоживання об'єкту.



Рис.5.1 Етапи прогнозування характеристики електроспоживання локального об'єкту

З датчиків вихідних величин отримуються дискретні значення характеристики споживання

Отже, для прогнозування буде використовуватись багатошарова нейронна мережа. Парадигмою навчання було обрано навчання на базі алгоритму надзорського навчання, тобто «навчання з вчителем». В якості

навчання буде використовуватись база даних характеристик електроспоживання. Дискретні значення.

### 5.1. Програмне моделювання нейромережі

Для реалізації задачі нейромережевого моделювання використовувався MATLAB, R2018a. Перевагами даного продукту є те, що в його складі присутня велика кількість різноманітних моделей і методів аналізу даних, інтегрованих в додаток, а також наявність можливості змінювати моделі для конкретних задач, унікальних моделей, які застосовуються тільки в MATLAB, як приклад в мережі NARX [31].

У програмному забезпеченні MATLAB версії 2018a є спеціальний пакет Neural Network Toolbox, в якому запропоновані наступні моделі нейронних мереж:

- модель багат шарового перцептона для простого аналізу даних і виявлення залежностей (Input-output and curve fitting);
- моделі класифікації (Pattern recognition and classification);
- моделі для кластеризації (Clustering);
- моделі для аналізу часових рядів (Dynamic Time Series).

Необхідно обрати модель для аналізу часових рядів (Time Series app). На рис.5.2 наведено скріншот з відповідного меню.

Існує багато програм для прогнозування. Наприклад, фінансовий аналітик може захотіти передбачити майбутню вартість акцій, облігацій або інших фінансових інструментів. Інженер може подумати про майбутній провал реактивного двигуна.

Прогностичні моделі також використовуються для ідентифікації системи (або динамічного моделювання), в якій будуються динамічні моделі фізичних систем. Ці динамічні моделі важливі для аналізу, моделювання,

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						40
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

моніторингу та контролю різноманітних систем, включаючи виробничі системи, хімічні процеси, робототехнічні та аерокосмічні системи [32].

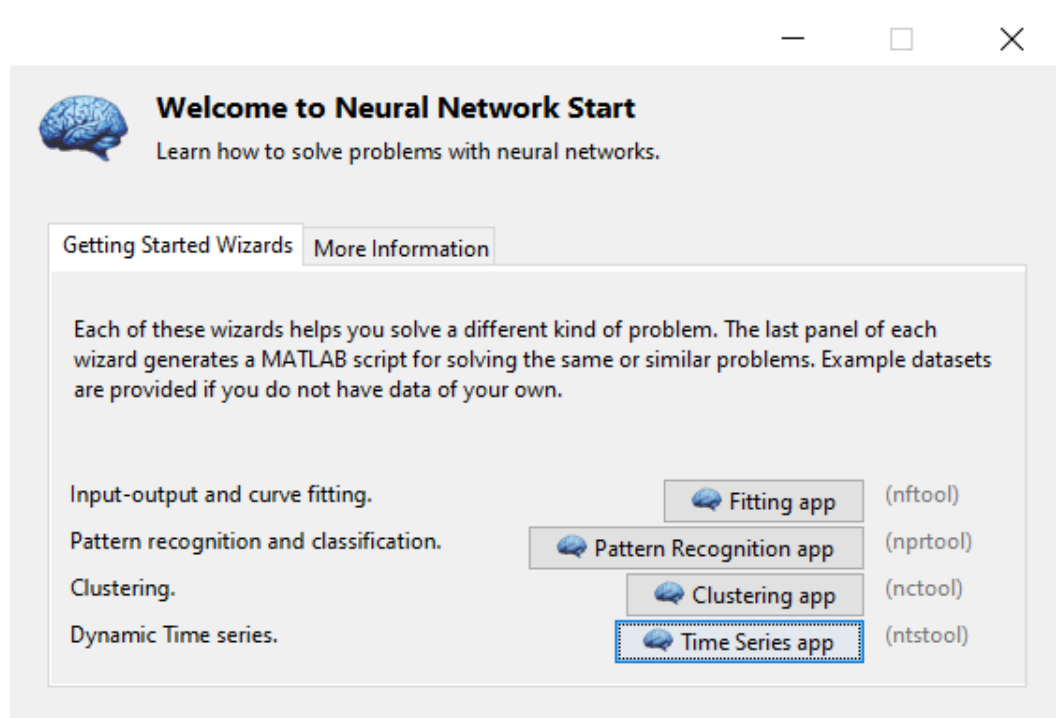


Рис.5.2 Привітальне вікно для роботи з нейромережею

Для прогнозування часових рядів в MATLAB представлені три типи моделей навчання нейронної мережі:

- модель нелінійної авторегресії із зовнішніми входами;
- модель нелінійна авторегресивна;
- модель нелінійного входу-виходу.

На рис.5.3 наведено скріншот меню обрання відповідної моделі.

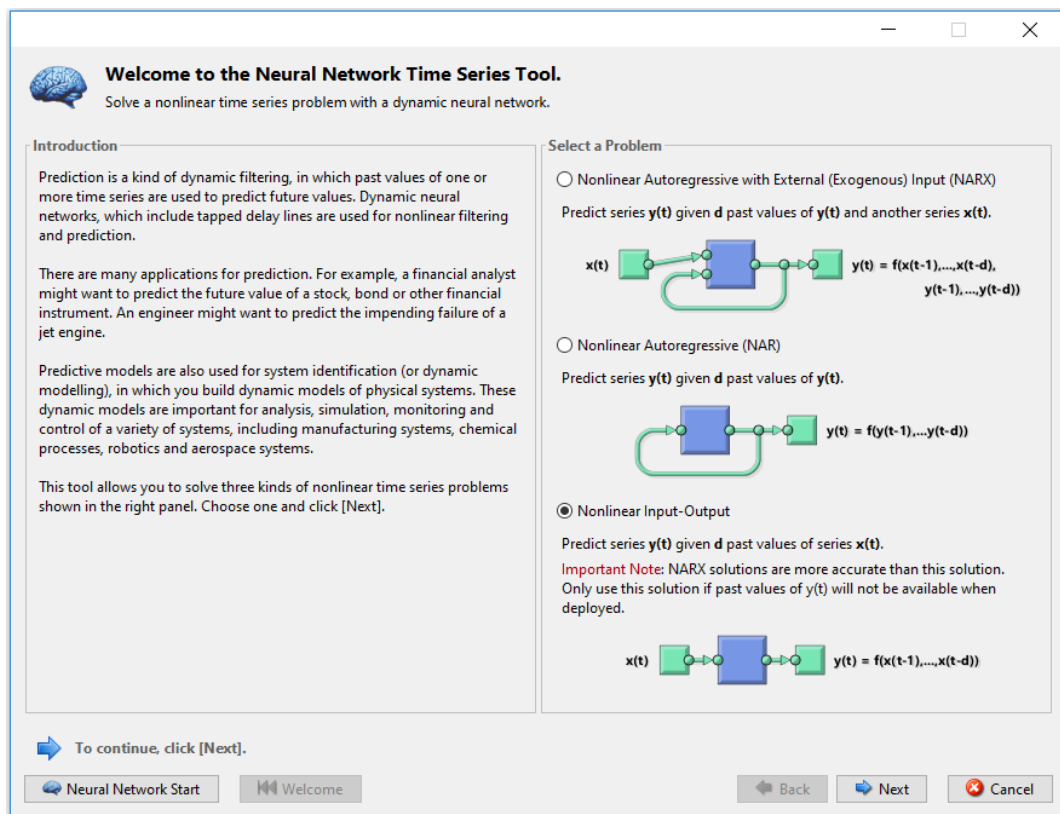


Рис.5.3 Моделі навчання нейронної мережі

Модель нелінійної авторегресії із зовнішніми входами (Nonlinear Autoregressive with External Input model - NARX) відноситься до класу рекурентних нейронних мереж. Наявність зворотніх зв'язків дозволяє NARX-мережі приймати рішення, базуючись не тільки на вхідні дані, але і з врахуванням попередніх станів динамічного об'єкту [33]. Така модель прогнозування може представлена у вигляді формули:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d), x(t-1), \dots, (t-d)), \quad (5.1)$$

де  $y(t)$  – прогнозована функція,  $(y(t-1)), \dots, y(t-d)$  – попередні стани динамічного об'єкту;  $x(t-1), \dots, (t-d)$  – вхідні дані і  $d$  – затримка.

Ця модель може бути використана для прогнозування майбутніх значень цінних паперів та облігацій, базованих на різних економічних складових. Також можливе використання в системах розпізнавання, в яких розробка моделей виконується з метою представити динамічні системи, наприклад,

хімічні процеси, системи виробництва, робототехніка, аерокосмічна техніка тощо.

Як приклад, можна привести один з найзастосованіших роботів у сучасному виробництві – це робот Scara [34]. Знаючи його динаміку дуже важливо зрозуміти поведінку та розробити систему керування. Дуже хорошим способом виконати моделювання динаміки робота буде ідентифікація системи на основі бази даних. І для того, щоб промодельовати та ідентифікувати напрямок динаміки застосовується саме модель NARX [34].

На рис.5.4 зображена структура навчання для даної моделі вирішення задач. Як можна побачити, на вхід подається два часових ряди  $x(t)$  та  $y(t)$ .

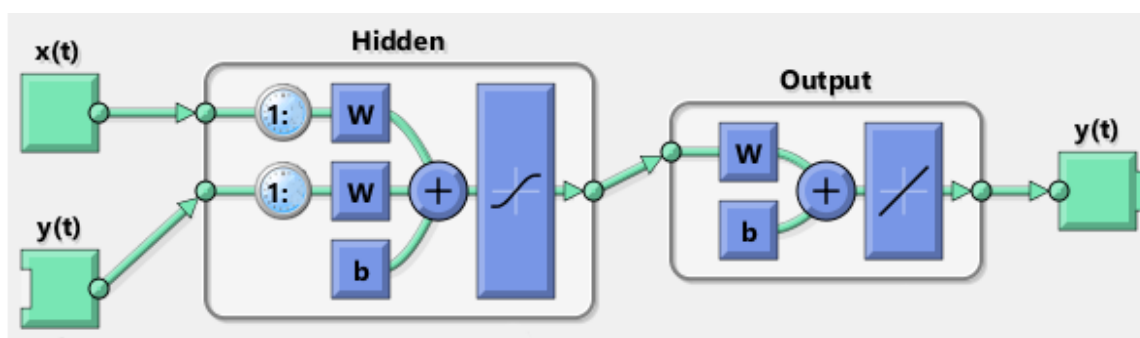


Рис.5.4 Схема моделі NARX

Далі відбувається обробка інформації у прихованому шарі (Hidden) нейромережі. В цьому прихованому шарі є можливість регулювання затримки та кількості прихованих нейронів. Дослідження показали, що при затримці 1:4 нейронна мережа показує найкращі результати. Тому буде використовуватись саме така затримка, а кількість нейронів буде змінюватись.

В наступній моделі вирішення задач часових рядів використовується лише один ряд. Майбутні значення часового ряду  $y(t)$  спрогнозовані лише з минулих значень цього ж ряду. Така модель прогнозу називається нелінійна авторегресія (Nonlinear Autoregressive - NAR) і може бути записана у наступному вигляді:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d)), \quad (5.2)$$

Така модель може бути використана для прогнозування фінансових значень, проте без участі допоміжного ряду. На рис. 5.5 зображена структура даної моделі.

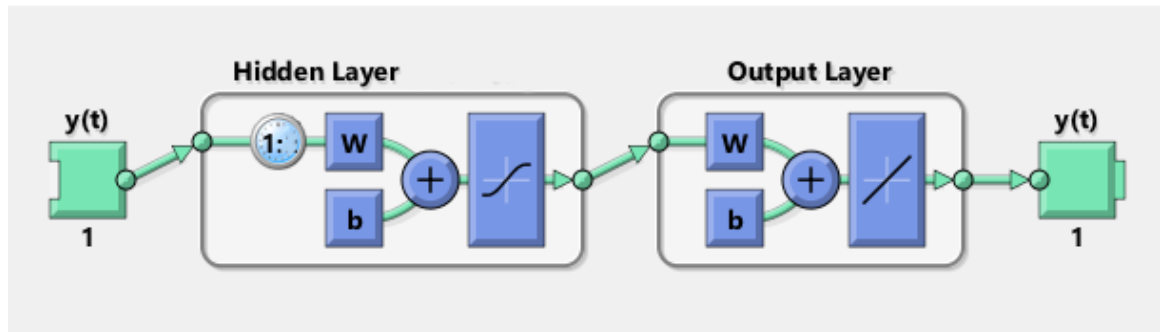


Рис. 5.5 Схема моделі NAR

Остання модель (Nonlinear Input-Output) дуже схожа на першу (NARX), в тому, що використовується обидва часових рядів, вхідний ряд  $x(t)$ , і вихідний ряд або цільовий ряд  $y(t)$ . В даному випадку випадає можливість передбачати значення  $y(t)$  з минулих значень  $x(t)$ , але без інформації про попередні значення  $y(t)$ . Так модель входу/виходу описується рівнянням:

$$y(t) = f(x(t-1), \dots, x(t-d)). \quad (5.3)$$

Бувають випадки, коли попередні значення  $y(t)$  недоступні. В такому випадку і використовується дана модель вирішення задач. Рис. 5.6 ілюструє модель у схематичному вигляді.

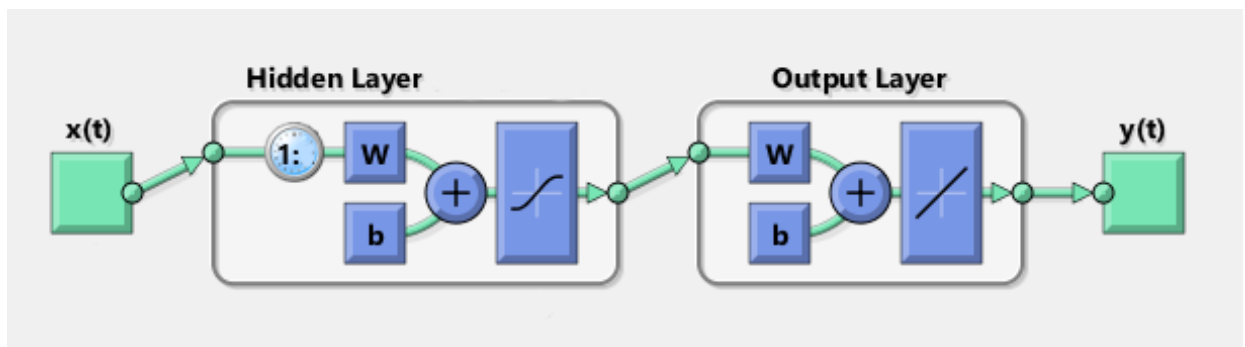


Рис.5.6 Схема моделі Nonlinear Input-Output

Для вирішення задачі прогнозування електроспоживання буде використовуватись модель нелінійної авторегресії із зовнішнім входом (NARX).

В якості вхідних значень (inputs) було обрано дані робочих днів за всі сезони; в якості цілей (targets) було обрано дані за одну добу сезону, який нас цікавив. На рис.5.6 наведено меню, в якому відбувається завантаження навчальних значень.

Стандартна мережа NARX є двошаровою прямої мережею з сигмоподібною функцією активації, яка описувалась у п.3.2., в прихованому шарі і лінійною передавальною функцією у вихідному шарі. Ця мережа також використовує лінії затримки для збереження попередніх значень послідовностей  $x(t)$  і  $y(t)$ . Зверніть увагу, що вихід мережі NARX,  $y(t)$ , подається назад на вхід мережі (через затримки), оскільки  $y(t)$  є функцією від  $y(t-1)$ ,  $y(t-2)$ , ...,  $y(t-d)$ . Однак для ефективного навчання цей контур зворотного зв'язку може бути відкритий.

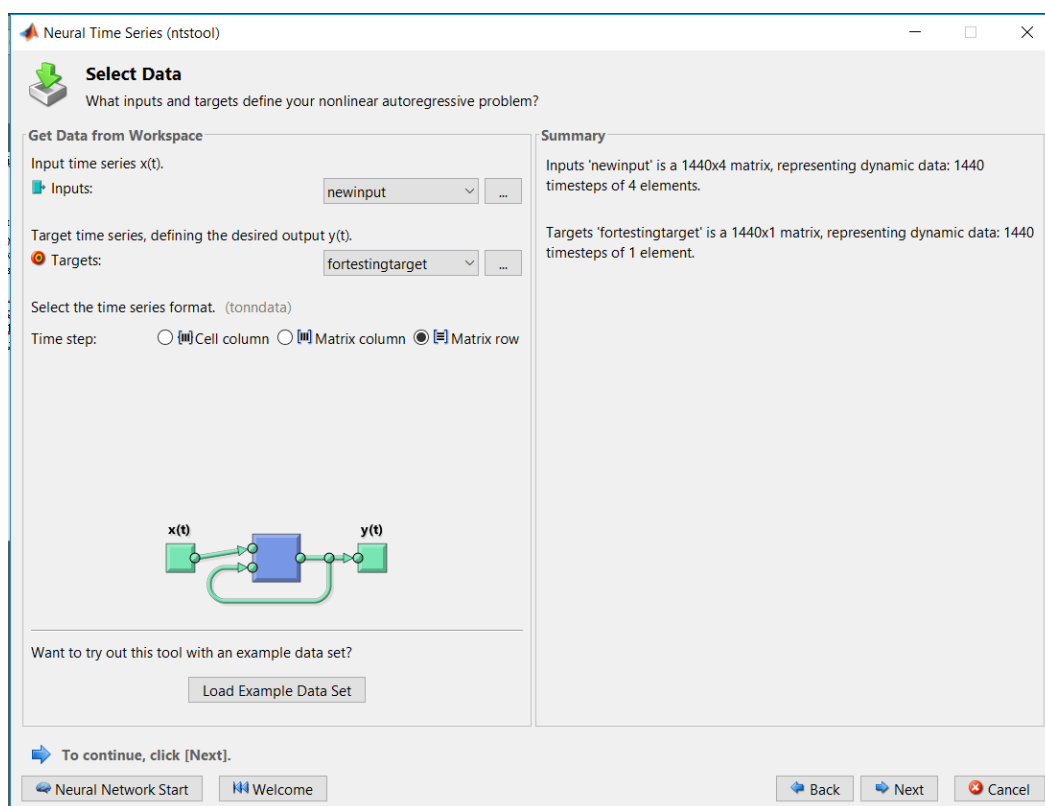


Рис. 5.6 Вікно для вводу навчальних вибірок



Наступним кроком було обрання структури нейронної мережі. Рис.5.7 ілюструє відповідне меню.

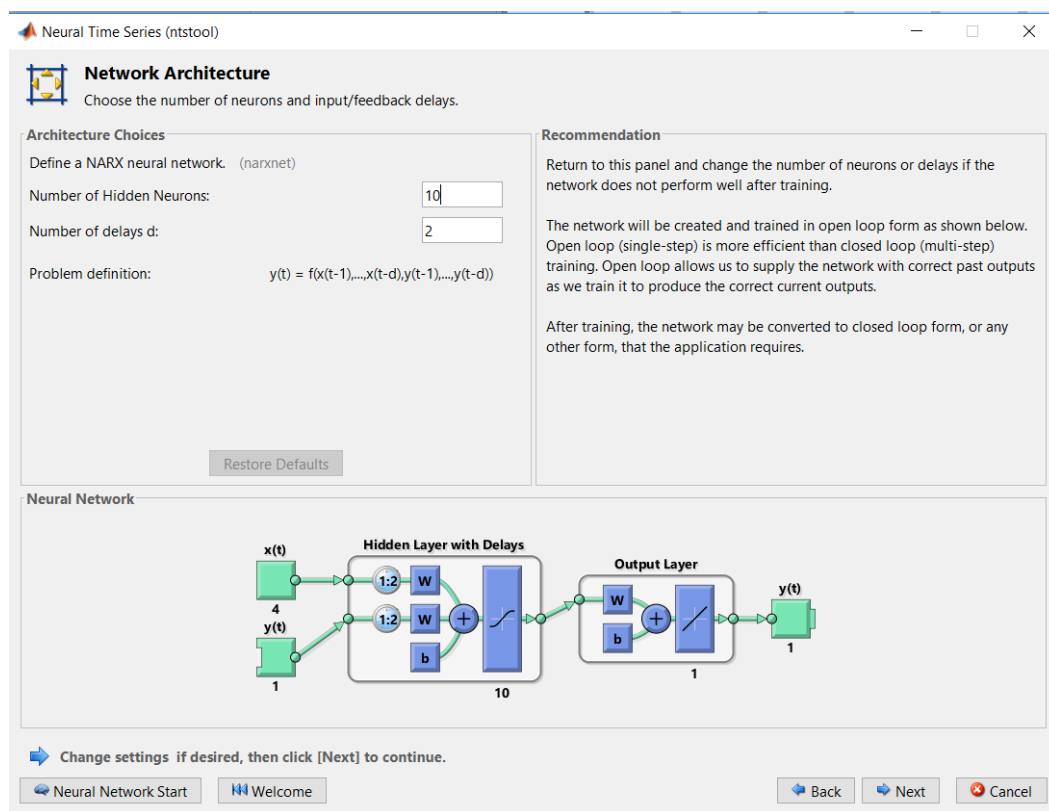


Рис.5.7 Обрання структури нейронної мережі

Оскільки справжній вихід доступний під час навчання мережі, можна використовувати архітектуру з відкритим циклом, показану вище, в якій використовується справжній вихід замість того, щоб повертати оцінюваний вихід.

Це має дві переваги.

Перша полягає в тому, що вхід до мережі прямого доступу є більш точним.

Друга полягає в тому, що отримана мережа має суто структуровану архітектуру, і тому більш ефективний алгоритм може використовуватися для навчання нейромережі.

## 5.2. Аналіз отриманих даних

Вибір структури нейронної мережі проводився експериментальним шляхом порівнянням середньоквадратичної помилки (MSE) (табл.5.1).

Таблиця 5.1

Середньоквадратична помилка

N \ Timestep	2	4	6	8	10	12	15
Training	3.5351	2.552	3.3144	2.9273	3.3027	2.807	2.0356
Validation	3.54	4.0652	2.8254	5.8536	3.4816	5.6471	3.9129
Testing	4.6164	5.0704	4.052	7.4241	5.2584	3.5117	5.7637

На основі отриманих значень для тестової вибірки (Testing) побудовано графік залежності середньоквадратичної помилки від кількості нейронів у прихованому шарі (рис.5.8).

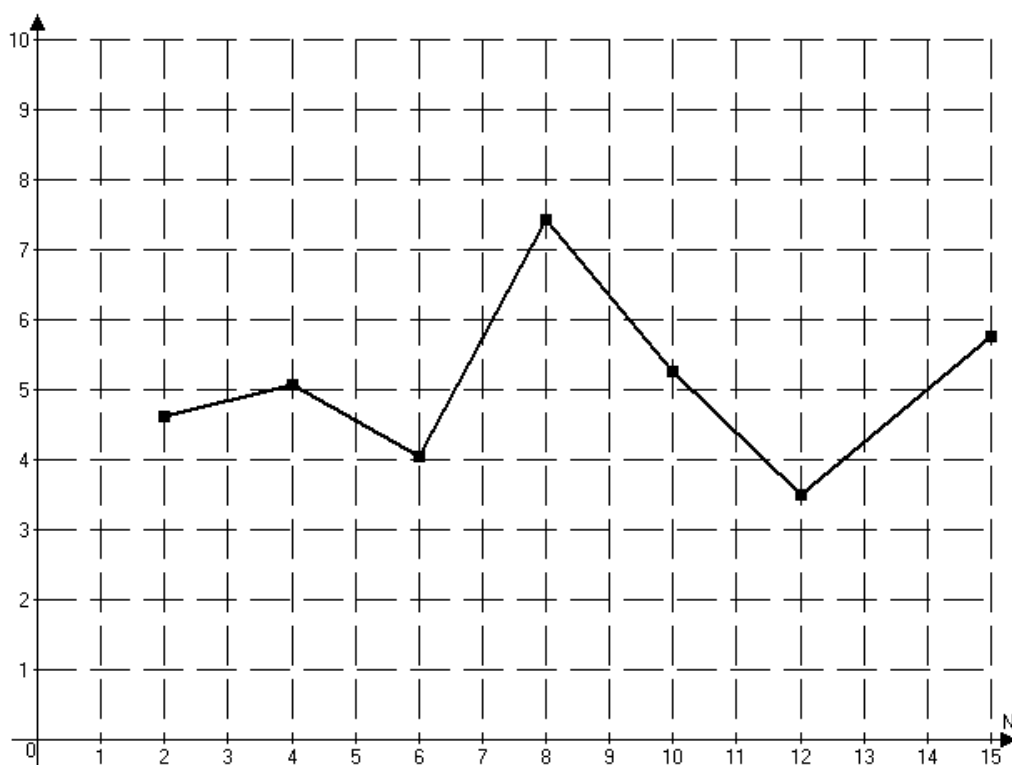


Рис.5.8 Графік середньоквадратичної помилки (MSE)

Також були зняті значення кореляції (див.табл.5.2) Згідно з основними поняттями регресійного аналізу значення кореляції можуть знаходитись в межах від 0 до 1. У випадку 0 спостерігається відсутній зв'язок між точками цілей (targets) та виходами (outputs), у випадку 1 сильний взаємозв'язок.

Таблиця 5.2

		Значення кореляції						
Timestep \ N	N	2	4	6	8	10	12	15
	Training	0.9659	0.9775	0.9666	0.9719	0.9705	0.9747	0.9825
	Validation	0.9578	0.9458	0.9715	0.948	0.9671	0.9509	0.9545
	Testing	0.9433	0.9544	0.9618	0.9458	0.9457	0.967	0.9253

На основі отриманих значень для тестової вибірки (Testing) побудовано графік залежності значення кореляції від кількості нейронів у прихованому шарі (рис.5.9).

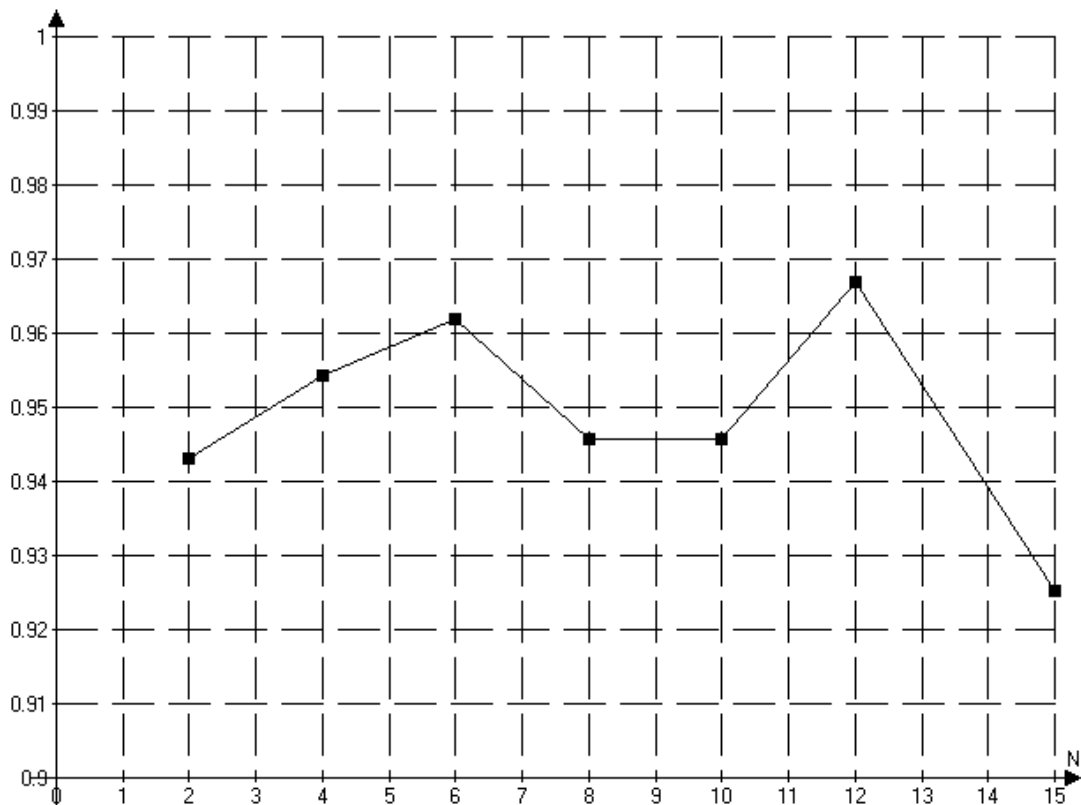


Рис.5.9 Графік залежності кореляції від кількості нейронів

Отже, в ході отриманих експериментальних даних було обрано структуру нейронної мережі з 12 нейронами у прихованому шарі. Інші структури показують відносно гірші результати. За допомогою вже навченої нейронної мережі було побудовано прогнозований графік електроспоживання.

На рис.5.10 побудовано графіки споживання електроенергії: реальний (Real) та прогнозований (Predicted) за допомогою нейромережі. Як можна побачити з рисунка, то прогнозований графік майже повністю відтворює характеристику, яку ми обрали за ціль (target).

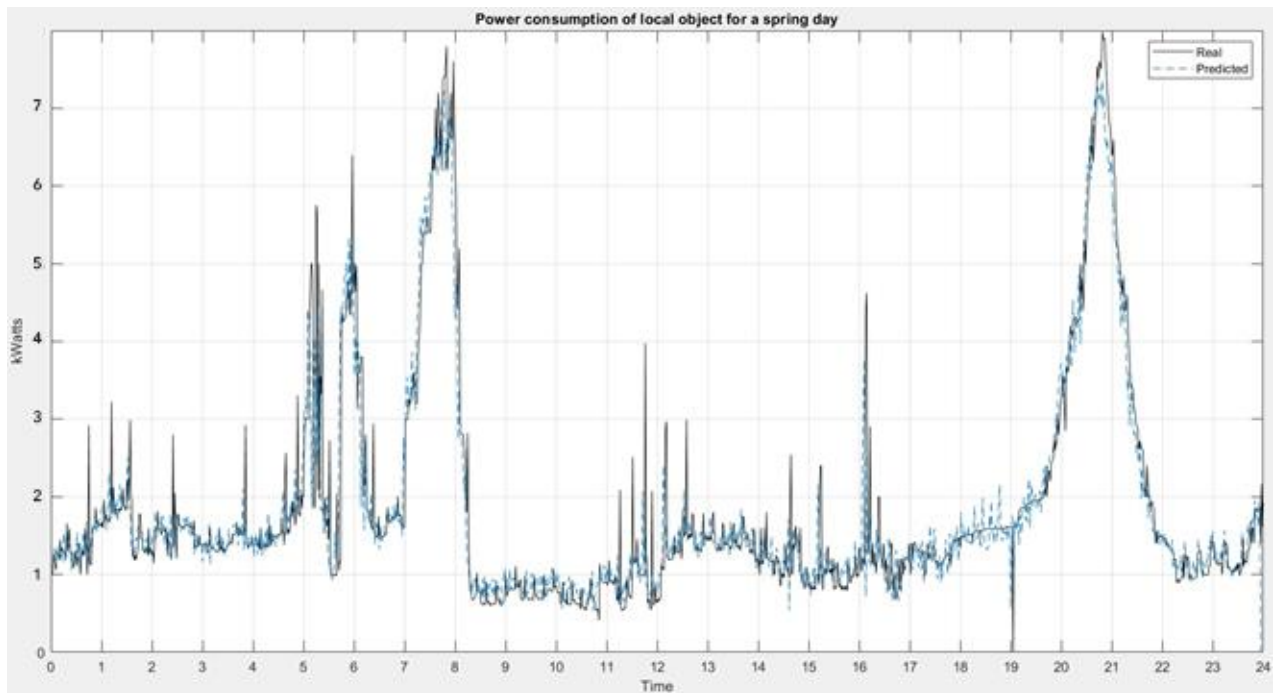


Рис.5.10 Графіки електроспоживання: прогнозований та реальний

## ВИСНОВКИ

В ході виконання даної роботи було розглянуто роль блоку прогнозування характеристики електроспоживання в цілісній моделі керування електроспоживанням MicroGrid. Було розглянуто існуючі на сьогоднішній день моделі прогнозування і обрано саме нейронні мережі. Окрім того, що дана модель підходить для вирішення задачі прогнозування електроспоживання, саме нейронні мережі на сьогоднішній день є найбільш прогресуючим продуктом на ринку новацій. Це свідчить про те, що програмне забезпечення з кожним днем вдосконалюється і саме нейронні мережі дуже перспективна напрям. Було наведено безліч прикладів застосування нейромереж у теперішніх технологіях.

Проте, нейронні мережі потребують ретельного аналізу, оскільки на сьогоднішній день існує безліч інтерпретацій від структури до навчання. Було розглянуто і проаналізовано дві парадигми навчання нейронної мережі: навчання з вчителем і навчання без вчителя. Як результат, було обрано навчання з вчителем. Даний тип навчання повністю підходить під задачу прогнозування часового ряду, а саме графіку електроспоживання, спираючись на базу даних сезонного споживання електроенергії.

Також, були описані найбільш широко використовувані функції активації. Серед них було обрано сигмоїдну функцію, яка може застосовуватись для вирішення задачі.

Наступним кроком було формування навчальної вибірки за даними локального об'єкту. В якості об'єкту було обрано приватний будинок. Після проведення відповідних вимірювань дані було систематизовано у спеціальну таблицю, яку названо базою даних навчальної вибірки.

Маючи у своєму складі базу даних, відкрилась можливість навчання нейронної мережі. Для її розробки було обрано спеціальну програму MATLAB R2018, в якій є вбудований пакет Neural Network Toolbox. Покроково

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						50
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

описавши весь алгоритм дій, було обрано модель нелінійної регресії із зовнішнім входом (NARX) і відбувся процес навчання нейронної мережі. В ході навчання була можливість змінювати структуру, шляхом зміни числа нейронів у прихованому шарі. За результатами проаналізованих даних було обрана структура з 12 нейронів.

В подальшому нейронна мережа може вдосконалюватись шляхом збагачення навчальної вибірки та врахуванням все нових та нових факторів впливу на характеристику споживання. Також, нейронна мережа може бути впроваджена в систему керування електроспоживанням.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						51
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Петергеря Ю.С., Жуйков В.Я., Терещенко Т.О., «Інтелектуальні системи забезпечення енергозбереження житлових будинків», Навчальний посібник – К.: Медіа-ПРЕСС, 2008. – 256 с.
2. Moskovitz D. «*Demand-Side Management in China's restructured power industry*» /Zhaoguang Hu, David Moskovitz, Jianping Zhao// Energy sector management assistance program. 2005. 148 p.
3. «*Model demand side management regulations*», ABPS Infra, May, 2010. 17p
4. Duy Long Ha «*Realtimes dynamic optimization for demand-side load management*» / Duy Long Ha, St'ephane Ploix, Eric Zamai, Mireile Jacomino // International journal of management science and engineering management. Vol. 3 (2008) №4 P.243-252.
5. Баранник В.О. «Стратегія та практика управління паливно-енергетичним комплексом. Досвід України» [Електронний ресурс]/В.О. Баранник, М. Г. Земляний, - Режим доступу: : <http://www.db.niss.gov.ua/docs/energy/58.htm>. 2.10.2013.
6. Єрмілов С.Ф. «Державна політика енергоефективності в українському та європейському контексті» [Електронний ресурс] / С. Ф. Єрмілов – Режим доступу: [http://www.esco-ecosys.narod.ru/2011\\_2/art044.pdf](http://www.esco-ecosys.narod.ru/2011_2/art044.pdf). – 2.10.2013.
7. Bill Moran «*Microgrid load management and control strategies*» 2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), 2016.
8. Гермеер Ю.В. «Игры с непротивоположными интересами»/ - М. Гл. ред. физ-мат литературы изд-ва «Наука». 1976. – 328 с.
9. Ходаков В.Е., Шерсток В.Г., Степанский К.Г., Дидак А.А., Мартынов А.М. «Методы оценки степени противоречивости знаний с помощью отношения диссонанса»// Радиоэлектроника и автоматика. – 1998. - №1. – с.129-132.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						52
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

10. Интриллигатор М. «Математические методы оптимизации и экономическая теория» / Пер. с англ. – М.: Прогресс, 1975. – 606 с.
11. Абакумов В.Г. Оптимизация электрозатрат предприятия на основе выбора тарифных планов// Электрика. – 2001. - №3. – С.15-19.
12. Петергеря Ю.С., Жуйков В.Я., Терещенко Т.О. Інтелектуальні системи забезпечення енергозбереження житлових будинків. Навчальний посібник. – К.: Медіа-ПРЕС, 2008.-256 с.
13. Прогнозування <https://uk.wikipedia.org/прогнозування>
14. Буков В. Н. Релейное управление на основе алгоритма с прогнозирующей моделью / В. Н. Буков, Н. Е. Зубов // Автоматика и телемеханика. - 1986. - №6. - С. 53-57.
15. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. – М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104с.
16. Ежов А.А, Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998. - 224с.
17. У Києві запустили програму розпізнавання облич за допомогою камер відеоспостереження <https://gordonua.com/ukr/news/kiev/>
18. Л.В. Степанов Моделирование конкуренции в условиях рынка. – К.:Академия естествознания, 2009.
19. Функции активации нейросети: сигмоида <<https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/activation-functions/>>
20. Нейронные сети для начинающих. Часть 1 <https://habr.com/ru/post/312450/>
- 21.Бэнн, Д.В.. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки /Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
22. Арженовский С.В., Молчанов И.Н. Статистические методы прогнозирования. Учебное пособие/Рост. гос. экон. унив. – Ростов-н/Д., - 2001.– 74 с.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						53
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



23. Мызин А. П. Методы и модели прогнозирования для развития электроэнергетических систем в условиях неопределённости и многокритериальности [Текст]: Дис. докт. техн. наук / А.П. Мызин. – Новосибирск, 1994. – 307 с.

24. Пальчиков, А.С. Существующие способы прогнозирования электропотребления объектов в металлургической отрасли //Современные научные исследования и инновации. 2012. № 9. С. 12-17.

25. Методи прогнозування. [Електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу:<http://wiki.tntu.edu.ua/D>

26. Prajakta S.K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing // Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal 2004. 13 p

27 Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat, 2006. 139 p

28. Prajakta S.K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing // Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal 2004. 13 p

29. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.

30 Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 P. 1292 - 1296.

31. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model // Journal of Mathematics Research. 2010, Vol. 2, No. 4. P. 111 - 117.

32. Gilat A. MATLAB: An Introduction with Applications. – Wiley, 2014.

33. Hunt B. A Guide to MATLAB: For Beginners and Experienced Users. / B. Hunt, R. Lipsman – Cambridge University Press, 2014.

34. Кобрін П.П. Основні показники графіків електричного навантаження країн Європи // Проблеми загальної енергетики. – 2002. – №7. – С.69-70.

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						54
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

35. Лагуткин О.Е., Ошурков М.Г. Проблемы системного описания и исследования параметров электропотребления объектов ценологического типа // Энергоинформ. – 1999. – №21(41). – С.8.

36. Праховник А.В., Бондаренко А.Ф. Енергономіка – інтелектуальна основа ощадливого енергокористування // Технічна електродинаміка. – 1998. – №5. - С.74-77.

37. Щерба А.А., Бойко В.С. Обеспечение энергоэффективности электротехнических и электротехнологических комплексов средствами силовой электроники // Технічна електродинаміка. Спеціальний випуск 2 „Силовая электроника и энергоэффективность”. – 1998. – Т. 1. – С.5-12.

38. Юрченко Н.Н. Энергосберегающие аспекты современной электротехнологии // Технічна електродинаміка. Тематичний випуск «Проблеми сучасної електротехніки ». – Ч.6. - Київ – 2006. – С.82-83.

39. Дубровський С.В., Кобрін П.П. Аналіз тенденцій зміни режимів електроспоживання в Україні // Технічна електродинаміка. Тематичний випуск „Енергозбереження в Україні: законодавство, теорія, практика”. – 2003. – С.73-77.

40. Петергеря Ю.С. Електро-вартісні моделі генераторів і навантажень для керування електроспоживанням локального об'єкта // Електроніка та зв'язок. - 2006. – № 2. –С. 33-39.

41. Резцов В.Ф. Состояние исследований и перспективы использования возобновляемых источников энергии в Украине // Технічна електродинаміка. – 1997. – №1. - С.90-92.

42. Стогній Б.С., Кириленко О.В., Денисюк С.П. Енергетична безпека України. Світові та національні виклики. – К.: Українські енциклопедичні знання, ТЕКСТ, 2006.- 408 с.

43. Loredana Ghiormez, Manuela Panoiu, Caius Panoiu, Cosmin Pop Electric current prediction for the nonlinear high power loads using Narx neural

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						55
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

networks// 2017 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). - 2017

					ДС51.511.608.001.ПЗ	Арк.
						56
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ABSTRACT

Existing control theories of electrotechnical objects had their application in large energy systems, that is, on a large scale. Meanwhile, the modern development of energy and electrical engineering shows the urgency of the study of energy efficiency of local objects, which are relatively small electrical complexes, which have in their composition a certain number of sources and loads and perform one task - providing technological process or life of people. Therefore, the development of algorithms for reducing costs and resources, increasing the efficiency of energy use in local objects is a separate actual problem of efficient use of electricity.

Today, due to resource constraints and a constant rise in electricity prices, the need for forecasting electricity costs has emerged. Various software devices, complexes, which are based on statistical and neural network methods of forecasting of time series, are widely used for solving problems of prediction of electric power consumption in electric power industry. There is a huge number of software systems that allow you to compile predictive models based on artificial neural networks.

The predicted characteristic developed by the neural network is necessary for the even distribution of power consumption and the timely connection of additional sources of energy generation for the needs of industry and domestic use. This allows for the design of factories and plants, residential buildings to save on construction materials of the grid, thereby solving the problem of energy efficiency, which allows saving raw materials for the production of electricity supply networks. With the use of alternative energy savings on fuel oil materials for nuclear, hydro, thermal and power plants.

As part of the review of the electrical system for generation and consumption of MicroGrid the most promising direction is Load Management. The task of the overall MicroGrid control system is to continuously evaluate and prioritize loads to provide consistent management of work modes and balance of power flows. For today's MicroGrid with a high degree of saturation with heterogeneous electrical equipment,

it is important to ensure fast data processing and management, as well as cost-based management.

Existing approaches to the creation of power consumption management systems ensure the efficiency of the operation of individual devices and systems, but is not able to provide a consistent integrated management of a single criterion - minimizing resources or cost of the user. A prerequisite for the implementation of a coherent control is the availability of information links between all elements of the overall system MicroGrid.

Therefore, the development of algorithms for the efficient use of electricity in local objects of the MicroGrid type, with a view to reducing costs and resources, is an urgent task.

The proposed approach to building a power management system considers MicroGrid as a local "market" for production and energy consumption. It allows you to manage the modes of work, taking into account the balance of power and costs of generation and consumption, as well as the nature of the connected loads and generators. The combination of mathematical equations describing the electrical modes of the operation of devices, with the equations of the theory of optimization, allows us to construct electric power models of individual sources and loads, as well as a common model of general equilibrium.

When managing such a complex electrical object as the distributed generation system of MicroGrid, the necessary stage is the prognostication of power consumption, enabling the generation of control effects for generators and loads, creating the necessary delays for changing the consumption level and, if necessary, connecting or disconnecting the backup generation sources energy

Forecasting - the process of predicting the future state of an object or phenomenon on the basis of analysis of its past and present, systematically evaluated information on the qualitative and quantitative characteristics of the development of the selected subject or phenomenon in the long run. The result of forecasting is a forecast - knowledge of the future and the probable development of the current trends of a particular phenomenon of the object in the future existence.

In our case, the result of forecasting is the production of signals for managing the devices of a local object.

Artificial Neural Networks (ANNs) predictions seek to determine the relationship between incoming data sets and outbound ones, which are well handled when dealing with nonlinear dependencies between power consumption and external factors.

Power consumption forecasting will be carried out with the participation of the neural network. The volume of the base and the nonlinearity of the model allows using this method of forecasting.

The structure of the power consumption control system MicroGrid includes a wattmeter that acts as a sensor of input quantities, which redirects them to the database. After that, in the forecasting block, the formation of the training sample  $x(t)$  occurs, the neural network is trained and the output receives the predicted characteristic  $y(t)$ . Next to the main control unit comes the predicted characteristic. With this feature it is possible to predict the time of maximum and minimum power consumption and, if necessary, to connect or disconnect standby power sources, as well as to fully manage the load.

To develop the predicted characteristics, it is necessary to consider in more detail the forecasting unit based on the neural network. Namely, to analyze in detail all the processes occurring in neural networks.

Neural network - a large distributed parallel processor, which consists of elementary units of information processing, which accumulate experimental knowledge and provide them for the next processing. The neural network is similar to the brain for two reasons: knowledge arrives in the neural network from the environment and is used in the learning process; For the accumulation of knowledge, the connections between neurons, called synaptic bonds, are used.

In the tasks of forecasting electricity consumption, it will be more expedient to use the training of a neural network with a teacher. In general, teaching with a teacher is used to solve two types of tasks: classifications and regressions. In the classification tasks, the algorithm predicts discrete values that correspond to the class numbers to

which the objects belong. Thus, teaching with a teacher is most suitable for tasks when an armament has a weighty set of data for learning the algorithm.

Therefore, the next step is to form the base of the training sample, through which it will be possible to teach the neural network.

To train the neural network it was necessary to form a certain amount of training sample. It included the values of the electrical consumption of the usual local object in 4 different seasons: winter, spring, summer and autumn.

The value of the electricity consumption  $W$  (tk) was taken with a certain step  $k$  equal to one minute. A total of 1440 values were taken for the observation day. Measurements were carried out during the day. As a measuring device, Sonoff Pow (wattmeter with a Wi-Fi module), with a power metering function for transmitting and recording data to a computer, was used.

In the course of the research, domestic appliances were used and analyzed: refrigerator, microwave oven, electric stove, multi-plow, boiler and also, light was taken into account.

In winter, warm floors and electric towel dryers were also used.

The consumption of electroenergy is affected by a number of factors, so they need to be taken into account to ensure the normal functioning of the system as a whole.

Analysis of the data showed that the most significant factors influencing the consumption of electricity are:

- household living conditions;
- length of working week and weekend;
- seasonality;
- meteorological factor.

Now a little more about each one. Domestic living conditions include the use of electricity at a greater number at certain intervals of the day. It can also include planned use, such as, for example, using a washing machine every Saturday, using an iron, etc.

Some people have different charts, and therefore on the characteristics of consumption is influenced by the factor where the person is specifically located: whether at work or in the home. It is clear that while staying in a home, electricity

consumption will certainly have more influence on the characteristic than when the person is at work.

Meteorological factor has the greatest impact on the consumption of electricity. These meteorological factors include: ambient temperature, illumination, humidity, wind speed. These factors generally determine seasonal variations and daily unevenness, as well as irregular fluctuations in consumption patterns. The temperature and illumination make up the highest percentage among the factors of influence. The influence of temperature is determined by the consumption of electricity for heating, ventilation, cooling in refrigerators and air conditioners. The most sensitive to temperature is the consumption of electricity in the winter, as well as the periods associated with it. According to the existing estimates, more than a quarter of the used energy balance is used for heating. The formation of morning and evening highs is influenced by natural light.

Therefore, in the database you can select several groups and subgroups:

- season (winter, spring, autumn, summer)
- working days and weekends

Receiving information from wattmeter sensors, a database of values of power consumption is generated. Then there is the formation of a training sample, which is taken as the basis for training the neural network. After processing the received information at the output, the results of the predicted values of the neural network will already be obtained.

MATLAB, R2018a was used to realize the problem of neural network modeling. The advantages of this product is that it contains a large number of different models and methods of data analysis integrated into the application, as well as the ability to modify models for specific tasks, unique models that are used only in MATLAB, as an example in the NARX network

To solve the problem of forecasting electricity consumption, a nonlinear autoregressive model with an external input (NARX) will be used.

As inputs, the data was selected working days for all seasons; As targets, data was selected for one day of the season that was of interest to us.



Thus, in the course of the experimental data obtained, the structure of the neural network with 12 neurons in the hidden layer was chosen. Other structures show relatively worse results. Using the already trained neural network, a predicted graph of electricity consumption was constructed.